



TESIS - KI142502

**METODE *CLUSTERING* UNTUK SIMILARITAS JALUR
PENERBANGAN PADA DATA *AUTOMATIC DEPENDENT
SURVEILLANCE-BROADCAST* (ADSB)**

Achmad Saiful
NRP. 05111650010050 / 5116201050

DOSEN PEMBIMBING

Prof.Dr.Ir. Joko Lianto Buliali, M.Sc.
NIP: 19670727 199203 1 002

PROGRAM MAGISTER

RUMPUN DASAR DAN TERAPAN KOMPUTASI

DEPARTEMEN INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN KOMUNIKASI

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA, 2018

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

oleh:
ACHMAD SAIFUL
NRP. 05111650010050 / 5116201050

Dengan judul:
*Metode Clustering untuk Similaritas Jalur Penerbangan pada Data Automatic
Dependent Surveillance-Broadcast (ADS-B)*

Tanggal Ujian: 25-07-2018
Periode Wisuda: 2018 Genap

Disetujui oleh:

Prof. Dr. Ir. Joko Lianto Buliali, M.Sc.,
NIP. 19670727 199203 1 002

(Pembimbing 1)

Dr.Eng. Radityo Anggoro, S.Kom., M.Sc.
NIP. 1984101620081210002

(Penguji 1)

Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.
NIP. 197104281994122001

(Penguji 2)

Tohari Ahmad, S.Kom., MIT., Ph.D.
NIP. 197505252003121002

(Penguji 3)



Dekan Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi,

Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom.

NIP. 197208091995121001

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Metode Clustering untuk Similaritas Jalur Penerbangan pada Data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B)

Nama Mahasiswa : Achmad Saiful
NRP : 0511650010050/5116 201 050
Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Joko Lianto Buliali, M.Sc.

ABSTRAK

Investigasi kecelakaan penerbangan di Indonesia pada tahun 2010 sampai 2016 sebesar 212 investigasi. Hal tersebut dapat dihindari apabila ada suatu sistem penerbangan yang dapat memastikan penerbangan berjalan aman, seperti sistem lalu lintas udara yang dapat mendeteksi apabila pesawat bergerak menuju kearah yang salah.

Dalam penelitian ini penulis melakukan pengelompokan pada rute penerbangan pada data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B) menggunakan metode *clustering* untuk mendapatkan similaritas rute penerbangan. Penulis mengusulkan penerapan metode *particle swarm optimization* untuk mengoptimalkan metode *k-means* dan *k-medoids*. Hasil dari penelitian ini menghasilkan pola penerbangan yang dapat digunakan sebagai model untuk deteksi anomali.

Pengujian dilakukan dengan membandingkan nilai *davies-bouldin index* dengan metode *k-means*, *k-medoids* dan *fuzzy c-means*. Pada uji coba yang dilakukan, metode yang diusulkan menjadi kelompok metode terbaik pada lima dari enam segmen yang ada serta menghasilkan nilai *davies-bouldin index* lebih baik pada satu segmen dibandingkan dengan metode *k-means*, *k-medoids* dan *fuzzy c-means*.

Kata Kunci: *Pengelompokan, rute penerbangan, segment, k-means, k-medoids, fuzzy c-means, particle swarm optimization, davies-bouldin index*

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Clustering Method for Flight Trajectory Similarity on Automatic Dependent Surveillance-Broadcast Data (ADS-B)

Name : Achmad Saiful
Student ID : 0511650010050/5116 201 050
Supervisor : Prof. Dr. Ir. Joko Lianto Buliali, M.Sc.

ABSTRACT

There are 212 investigations on aviation accident from 2010 to 2016 in Indonesia. The accidents can be avoided by providing a flight system that can ensure safety, such as air traffic systems that able to detect the movement of the plane in the wrong direction.

This research clusters the data from the Automatic Dependent Surveillance-Broadcast (ADS-B) using clustering method to get the similarities of the flight route and proposes particle swarm optimization to determine the initial cluster in order to get the optimum of k-means and k-medoids. Output of this research produces flight patterns that can be used as models for anomaly detection.

The test is done by comparing davies-bouldin index values with k-means, k-medoids and fuzzy c-means method. Based on the experiments, the proposed method becomes the best group method on five of six existing segments and obtains better davies-bouldin index values on one segment than k-means, k-medoids and fuzzy c-means.

Keywords: *Clustering, aviation route, segment, k-means, k-medoids, fuzzy c-means, particle swarm optimization, davies-bouldin index*

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT, karena atas limpahan dan karunia-Nya lah penulis dapat menyelesaikan buku thesis penelitian saya ini dengan baik dan lancar. Terima kasih juga tidak lupa penulis ucapkan kepada seluruh pihak yang telah membantu penulis dalam penyusunan buku thesis ini, tanpa bantuan dari seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam penyusunan buku thesis ini mungkin buku ini tidak akan selesai.

Pada kesempatan ini, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Allah SWT atas limpahan rahmat, karunia, serta ilmu-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan thesis ini dengan baik.
2. Kedua orang tua penulis yang selalu memberi dukungan moril, materil, dan selalu mendoakan penulis untuk bisa menyelesaikan studi.
3. Bapak Prof. Dr. Ir. Joko Lianto Buliali, M.Sc. selaku dosen pembimbing penulis yang telah mempercayai saya menjadi anak bimbing beliau, memberikan bantuan dan motivasi pada penulis sehingga dapat menyelesaikan buku thesis ini.
4. Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom., Ibu Dr.Eng. Chastine Fatichah S.Kom. M.Kom., Bapak Dr.Eng. Radityo Anggoro, S.Kom., M.Sc. dan Tohari Ahmad, S.Kom., MIT., Ph.D. selaku dosen penguji yang telah memberi saran, masukan, dan koreksi dalam thesis ini.
5. Mohammad Yazdi Pusadan selaku pembimbing tidak tertulis dan partner riset penerbangan yang memberikan segala kemampuan sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini.
6. Bapak Endyk Noviyantono, Bapak Mudjahidin, Bapak Tora Fahrudin, Ibu Eviana Tjatur Putri, Ibu Anggreni, Ibu Myrna

Ermawati, Ibu Eva Firdayanti Bisono, Bapak Meida Cahyo Untoro, dan Bapak Reza Prasetya Prayogo sebagai keluarga ABJ yang banyak sekali memberikan kritik dan saran selama pengerjaan tesis.

7. Teman-teman seperjuangan yang gagal lulus 3 semester, Risyanggi Azmi Faizin dan Moch Arief Ridwan semoga bisa lulus bareng semester 4 ini sehingga bisa bebas dari biaya SPP semester depan.
8. “Geng Sosialita” yang telah memberi warna pada perkuliahan ini.
9. Alumni geng DTK yang sempat mendukung proses penelitian thesis.
10. Rekan-rekan seangkatan 2016 S2 Informatika ITS yang telah menemani penulis selama 2 tahun dalam menempuh studi magister.
11. Serta pihak-pihak lain yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa thesis ini masih jauh dari kesempurnaan dan banyak kekurangan. Untuk itu dengan segala kerendahan hati penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari pembaca.

Surabaya, 7 Juni 2018

Achmad Saiful

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN TESIS	III
ABSTRAK	V
ABSTRACT	VII
KATA PENGANTAR	IX
DAFTAR ISI	XI
DAFTAR GAMBAR	XV
DAFTAR TABEL	XVII
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Kontribusi Penelitian	4
1.6 Batasan Masalah	4
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	5
2.1 Dasar Teori	5
2.1.1 Rute Penerbangan dan Waypoint	5
2.1.2 Metode Clustering	5
2.1.3 Statistik Uji	6
2.2 Studi Literatur	6
2.2.1 Segmentasi Rute	6
2.2.2 <i>K-means</i> Clustering	6
2.2.3 <i>K-medoids</i> Clustering	8
2.2.4 <i>Fuzzy c-means</i> Clustering	9
2.2.5 <i>Particle Swarm Optimization</i>	10
2.2.6 <i>Davies-Bouldin Index</i>	12
2.2.7 <i>Analisis of Variance</i>	12

2.2.8 Tukey Method.....	14
2.2.9 Support Vector Machine.....	14
BAB 3 METODE PENELITIAN	17
3.1 Studi Literatur	17
3.2 Perancangan Data	18
3.3 Perancangan.....	18
3.3.1 Pre-processing Data.....	19
3.3.2 Processing Data	22
3.3.3 Evaluasi Cluster dan Hasil.....	31
3.3.4 Post-Processing Data	34
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	37
4.1 Lingkungan Uji Coba	37
4.2 Pengujian metode.....	38
4.2.1 Segmen 2	38
4.2.2 Segmen 3	38
4.2.3 Segmen 4	39
4.2.4 Segmen 5	39
4.2.5 Segmen 6	40
4.2.6 Segmen 7	40
4.3 Analisis Hasil dan Pembahasan	47
4.3.1 Segmen 2	47
4.3.2 Segmen 3	49
4.3.3 Segmen 4	51
4.3.4 Segmen 5	53
4.3.5 Segmen 6	55
4.3.6 Segmen 7	57
4.3.7 Capaian Hasil.....	59
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	63
5.1 Kesimpulan	63
5.2 Saran	63

DAFTAR PUSTAKA	65
LAMPIRAN.....	67
BIODATA PENULIS	87

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Diagram Blok Penelitian	17
Gambar 3.2 Diagram Alur Sistem.....	18
Gambar 3.3 Visualisasi Waypoint Surabaya – Palu.....	21
Gambar 3.4 Pseudocode Membagi Data Tiap Segmen.....	22
Gambar 3.5 Visualisasi Data dari Beberapa Rute Setelah Pre-Processing Data ..	22
Gambar 3.6 Pseudocode Particle Swarm Optimization untuk Menentukan Titik Centroid.....	26
Gambar 3.7 Flowchart Implementasi Particle Swarm Optimization pada K-Means	26
Gambar 3.8 Flowchart Particle Swarm Optimization Based Cluster.....	27
Gambar 3.9 Kode Program Particle Swarm Optimization Based Cluster	30
Gambar 3.10 Hasil Cluster Particle Swarm Optimization Based Cluster K-Means	30
Gambar 3.11 Kode Program Anova pada Matlab	31
Gambar 3.12 Kode Program Tukey Kramer Method.....	32
Gambar 3.13 Kesimpulan dari Tabel Uji Lanjut Tukey-Kramer	33
Gambar 3.14 Flowchart Post-Processing Data	34
Gambar 3.15 Klasifikasi Rute pada Tiap Segmen	35
Gambar 3.16 Kode Program Interpolasi Data.....	36
Gambar 3.17 Garis Interpolasi Data yang Terbentuk	36
Gambar 4.1 Hasil Pengujian pada Segmen 2	41
Gambar 4.2 Hasil Pengujian pada Segmen 3	42
Gambar 4.3 Hasil Pengujian pada Segmen 4	43
Gambar 4.4 Hasil Pengujian pada Segmen 5	44
Gambar 4.5 Hasil Pengujian pada Segmen 6	45
Gambar 4.6 Hasil Pengujian pada Segmen 7	46
Gambar 4.7 Visualisasi Tukey-Kramer Method Segmen 2	49

Gambar 4.8 Visualisasi Tukey-Kramer Method Segmen 3.....	51
Gambar 4.9 Visualisasi Tukey-Kramer Method Segmen 4.....	53
Gambar 4.10 Visualisasi tukey-kramer method segmen 5	55
Gambar 4.11 Visualisasi Tukey-Kramer Method Segmen 6.....	57
Gambar 4.12 Visualisasi Tukey-Kramer Method Segmen 7.....	59
Gambar 4.13 Area yang Terbentuk berdasarkan Hasil Cluster Metode Terbaik. .	61
Gambar 4.14 Hasil Interpolasi pada Rute Pertama.....	62

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perhitungan Anova.....	13
Tabel 3.1 Sampel Data dari Situs flightradar24.com	19
Tabel 3.2 Sampel Data pada Ketinggian 33000.....	20
Tabel 3.3 Sampel Data yang Digunakan.....	20
Tabel 3.4 Waypoint Surabaya Palu	21
Tabel 3.5 Nilai Davies-Bouldin Index 5 Kali Percobaan.....	31
Tabel 3.6 Hasil ANOVA.....	32
Tabel 3.7 Hasil tukey-kramer method.....	33
Tabel 4.1 Rincian Lingkungan Uji Coba	37
Tabel 4.2 Hasil ANOVA Segmen 2.....	47
Tabel 4.3 Hasil Tukey-Kramer Method pada Segmen 2.....	48
Tabel 4.4 Hasil ANOVA Segmen 3	49
Tabel 4.5 Hasil Tukey-Kramer Method pada Segmen 3.....	50
Tabel 4.6 Hasil ANOVA Segmen 4	51
Tabel 4.7 Hasil Tukey-Kramer Method pada Segmen 4.....	52
Tabel 4.8 Hasil ANOVA Segmen 5	53
Tabel 4.9 Hasil Tukey-Kramer Method Segmen 5	54
Tabel 4.10 Hasil ANOVA Segmen 6.....	55
Tabel 4.11 Hasil Tukey-Kramer Method Segmen 6	56
Tabel 4.12 Hasil ANOVA Segmen 7	57
Tabel 4.13 Hasil Tukey-Kramer Method Segmen 7	58
Tabel 4.14 Metode Terbaik Tiap Segmen.....	60

[halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1

PENDAHULUAN

Pada Bab ini berisi penjelasan mengenai beberapa hal dasar dalam penelitian yang meliputi latar belakang, perumusan masalah, tujuan, manfaat, kontribusi penelitian, dan batasan masalah.

1.1 Latar Belakang

Investigasi kecelakaan penerbangan di Indonesia dari tahun 2010 hingga 2016 sebesar 212 investigasi. Komite Nasional Keselamatan Kerja (KNKT) mencatat 7 kecelakaan dan 23 insiden serius pada tahun 2014, 11 kecelakaan dan 17 insiden serius pada 2015 dan di tahun 2016 terdapat 15 kecelakaan dan 26 insiden serius (Komite Nasional Keselamatan Kerja, 2016). Hal tersebut bisa dicegah apabila terdapat suatu sistem yang dapat memastikan penerbangan berlangsung aman, seperti sistem lalu lintas udara yang dapat mendeteksi apabila pesawat bergerak menuju kearah yang salah. Seluruh pihak diwajibkan untuk memberikan pelayanan yang maksimal serta penerbangan yang aman dan nyaman, tidak hanya pihak bandar udara, para peneliti juga dapat berkontribusi pada dunia penerbangan.

Kontribusi peneliti pada dunia penerbangan sangat banyak terlebih pada manajemen *take-off* dan *landing*, tetapi tidak untuk penelitian penerbangan pada sistem lalu lintas di udara, seperti penelitian pada rute penerbangan. Contoh penelitian pada rute penerbangan yaitu karya James DeArmon 2014 (DeArmon, et al., 2014) berjudul *Air Route Clustering for a Queuing Network Model of the National Airspace System*, penelitian tersebut bertujuan untuk mengurangi banyaknya rute penerbangan dengan cara mengelompokkan rute yang sama antar bandara. Penulis mengusulkan penggunaan algoritma *edit distance*, menghitung jarak antar rute berdasarkan perbedaan urutan sektor yang ditempuh oleh pesawat dalam satu kali penerbangan. Jarak tersebut akan digunakan untuk *clustering* menggunakan *leader algorithm* oleh penulis, sebanyak 2 kali, *clustering* yang

pertama digunakan untuk mendapatkan cluster-cluster, kemudian yang kedua untuk mendapatkan representatif cluster dalam kata lain mendapatkan rute representatif. Diluar dari penggunaan sektor sebagai penghitungan jarak, penulis juga mengusulkan penggunaan jarak berdasarkan *maximum lateral deviation* yaitu jarak lateral deviasi terjauh antar rute apabila menggunakan pengukuran geometri (latitude dan longitude) jarak tersebut digunakan untuk pengelompokan menggunakan *k-means*, dalam kenyataannya *k-means* tidak bekerja dengan baik dikarenakan jarak antar rute berbeda-beda.

Penelitian lain yang terkait yaitu Omnia Ossama, Hoda M.O. Mokhtar, Mohamed E. El-Sharkawi tahun 2011 (Ossama, et al., 2011) berjudul *An Extended k-means Technique for Clustering Moving Object*, dalam hal ini penulis meneliti tentang pengelompokan objek bergerak menggunakan *k-means*. Cara penulis mengelompokkan rute yaitu berdasarkan arah dan posisi dari rute tersebut. Pengembangan *k-means* oleh penulis terletak pada penentuan jumlah *cluster* atau jumlah *k* yaitu centroid awal dan penentuan jarak. Hal tersebut didapatkan dari menggabungkan rute yang sama dan jumlah rute yang berbeda berdasarkan arah. banyaknya rute yang berbeda tersebut dijadikan dasar besarnya jumlah cluster atau jumlah *k*. Tidak hanya itu, penulis menggunakan pengukuran jarak yang berbeda, tidak hanya menggunakan *euclidian distance* seperti yang digunakan pada umumnya, pengukuran jarak tersebut gabungan dari perbedaan arah antar rute ditambah dengan *euclidian distance*.

Penelitian terkait lainnya yaitu berjudul *Anomaly Detection of Flight Routes through Optimal Waypoint* (Pusadan, et al., 2017), penulis meneliti tentang penentuan *waypoint* yang optimal berdasarkan kebiasaan data yang akan digunakan sebagai deteksi anomali suatu penerbangan. Metode yang digunakan yaitu metode *agglomerative hierarchical clustering* (AHC) dan diterapkan pada setiap segmen berdasarkan *waypoint*. Hasilnya dapat disimpulkan bahwa *waypoint* optimal didapatkan dari titik centroid dengan jarak terkecil terhadap *waypoint* setiap cluster pada segmenasinya.

Berdasarkan penelitian-penelitian diatas didapatkan penelitian yang bertujuan untuk mengelompokkan rute penerbangan untuk menentukan metode *clustering* yang tepat untuk similaritas pada data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B) rute Surabaya – Palu. Pengelompokan data dilakukan pada area yang terbagi berdasarkan *waypoint* menggunakan metode *clustering* berbasis jarak yaitu *k-means*, *k-medoids*, dengan *particle swarm optimization* sebagai penentu titik centroid awal.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana cara menentukan metode *clustering* yang tepat untuk similaritas pada data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B)?
2. Bagaimana cara mengelompokkan data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B) menggunakan metode *particle swarm optimization* pada *k-means*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang dicapai dalam pembuatan tesis ini adalah mengoptimalkan metode *k-means* serta *k-medoids* dengan menggunakan metode *particle swarm optimization* sebagai penentu titik cluster awal sehingga didapatkan similaritas pada jalur penerbangan tiap segmen.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menghasilkan zona terbang dan pola rute penerbangan.
2. Pola yang dihasilkan dapat digunakan untuk deteksi anomali penerbangan.

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengoptimalkan metode *k-means* serta *k-medoids* dengan menggunakan metode *particle swarm optimization* sebagai penentu titik cluster awal pada untuk mengelompokkan data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B).
2. Menghasilkan garis interpolasi yang dapat digunakan sebagai pola rute penerbangan.

1.6 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Data penerbangan yang digunakan adalah data latitude dan longitude *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B) LNI860 (Surabaya – Palu) selama 90 Hari (bulan September, November dan Desember 2016) pada posisi *crusing*/tidak mengalami perubahan ketinggian.
2. Penentuan similaritas menggunakan metode pengelompokan atau *clustering* berbasis jarak.
3. Pembagian segmen berdasarkan *waypoint*.
4. Jumlah cluster yang ditetapkan adalah tiga dengan asumsi cluster yang terbentuk adalah aman, sedang dan tidak aman.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini akan dijelaskan tentang pustaka yang terkait dengan landasan penelitian. Pustaka yang terkait adalah metode, dataset, dan penelitian sebelumnya yang terkait.

2.1 Dasar Teori

2.1.1 Rute Penerbangan dan Waypoint

Rute penerbangan merupakan sebuah rute yang digunakan oleh masing-masing maskapai penerbangan untuk terbang secara rutin dari bandara di suatu daerah ke daerah yang lain atau dari satu negara ke negara yang lain. Rute yang akan ditempuh harus melalui *waypoint* yang telah ditetapkan, hal tersebut dikarenakan navigasi di udara tidak memiliki jalur yang tampak.

Penentuan rute penerbangan didasarkan atas berbagai aspek, seperti aspek keamanan, keselamatan dan aspek bisnis. Pihak yang memastikan diperbolehkannya menempuh suatu rute penerbangan yaitu pihak Airnav, selama penerbangan tersebut aman. Pada kondisi pesawat sudah di udara, keselamatan sepenuhnya ada di kendali pilot.

2.1.2 Metode Clustering

Metode *clustering* digunakan untuk mengelompokkan menjadi beberapa kelompok dalam penelitian ini hanya tiga kelompok. Beberapa metode yang digunakan dalam penelitian adalah *k-means*, *k-medoids*, *fuzzy c-means* dan serta penerapan *particle swarm optimization* pada *k-means* dan *k-medoids*.

2.1.3 Statistik Uji

Statistik uji digunakan untuk mengambil keputusan metode manakah yang terbaik diantara metode-metode yang digunakan. Hal ini karena hasil perhitungan kualitas menggunakan *davies-bouldin index* yang didapatkan berubah-ubah mengikuti hasil dari cluster yang terbentuk serta memiliki selisih perbedaan yang cukup kecil.

Metode statistik uji yang digunakan adalah metode analisis varians dengan metode uji lanjut menggunakan *tukey-kramer*.

2.2 Studi Literatur

2.2.1 Segmentasi Rute

Segmentasi rute dilakukan guna mengatasi panjang pendeknya record yang didapat pada data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B) sehingga metode yang *clustering* berbasis jarak bisa digunakan dalam kasus ini. Seperti pada penelitian Omnia Ossama (2011) yang berjudul “*An extended k-means technique for clustering moving objects*” yaitu mengelompokkan rute dengan cara membagi rute menjadi beberapa segmen berdasarkan arah.

Berbeda dengan Omnia Ossama, menurut James De Armon (2014) penerapan *k-means* pada pengelompokan rute tidak akan berfungsi dengan baik karena pada penelitian James De Armon data yang digunakan yaitu keseluruhan rute atau tidak dibagi-bagi menjadi beberapa segmen sedangkan tiap rute memiliki perbedaan panjang dan jarak yang ditempuh.

2.2.2 K-means Clustering

Metode *k-means clustering* adalah salah satu metode *clustering* yang paling sederhana (Chatterjee & Milanfar, July 2009). Metode ini menghitung jarak tiap data dengan titik-titik cluster, data tersebut akan berada pada cluster yang memiliki jarak terkecil terhadap titik centroid (Kamber, 2006). Metode ini dikenal sebagai teknik pengelompokan berdasarkan titik centroid.

Secara umum metode *k-means* adalah sebagai berikut:

1. Pilih secara acak k titik centroid. k merupakan jumlah cluster yang akan terbentuk.
2. Pada setiap data, hitung jarak terhadap titik centroid. pada umumnya menggunakan pengukuran jarak euclidean distance pada persamaan 2.1

$$d(X, C) = d(C, X) = \sqrt{\sum_{i=1}^f (C_i - X_i)^2} \quad (2.1)$$

dimana C merupakan titik centroid, X adalah data yang akan dihitung jaraknya dan f adalah jumlah atribut/fitur.

3. Kelompokkan data berdasarkan jarak terkecil terhadap titik centroidnya
4. Perbaharui titik centroid menggunakan rumus pada persamaan 2.2

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} x_i \quad (2.2)$$

Dimana μ_k adalah titik centroid dari cluster ke- k , N_k adalah banyaknya data pada cluster ke- k dan x_i adalah data ke- i pada cluster ke- k

5. Ulangi langkah 2, 3 dan 4 sampai nilai dari titik centroid tidak berubah.

Penelitian yang menggunakan *k-means* pada rute penerbangan atau lebih mudahnya yaitu pada benda bergerak terdapat berbagai macam. pada penelitian Omnia Ossama (2011) yang berjudul “*An extended k-means technique for clustering moving objects*” menggunakan *k-means* dengan modifikasi pada metode pengukuran jarak yang membagi rute menjadi beberapa segmen berdasarkan arah. Ada 4 fase yang dilakukan oleh Omnia Ossama, fase yang pertama dan kedua yaitu fase komputasi dan fase seleksi dimana keduanya dapat ditarik kesimpulan bahwa yang dilakukan adalah ekstraksi fitur. Pada tahap ketiga, tahap

clustering/pengelompokan yaitu memodifikasi metode pengukuran jarak. Menambahkan nilai *directional evaluation* sehingga metode pengukuran jarak yang terbentuk dapat dilihat pada persamaan 2.3. Dimana *directional evaluation* adalah perbandingan arah lintasan tiap segmen.

$$D(c, s) = \text{Euclidean distance}(c, s) + \text{directional evaluation}(d_c + d_s) \quad (2.3)$$

Hasil dari penelitian tersebut didapatkan hasil yang lebih akurat dibandingkan dengan sebelum dimodifikasi meski masih tetap bergantung pada jumlah cluster dan titik inisial cluster yang digunakan.

2.2.3 K-medoids Clustering

K-medoids Clustering atau *Partitioning Around Medoids* (PAM) adalah algoritma *clustering* yang tidak jauh beda dengan *k-means*. *k-medoids* diusulkan guna mengurangi kompleksitas dari *k-means* serta meningkatkan tingkat deteksi (Jain & Kaur, 2016). Perbedaan mendasar *k-medoids* dengan *k-means* yaitu *k-medoids* menggunakan nilai median untuk menentukan titik cluster sedangkan *k-means* menggunakan nilai rata rata serta *k-medoids* lebih tahan terhadap noise dan dapat digunakan sebagai deteksi anomali.

Langkah-langkah metode *k-medoids* adalah sebagai berikut:

1. Pilih secara acak k sebagai medoid. k merupakan jumlah cluster yang akan terbentuk.
2. Pada setiap data, hitung jarak terhadap titik centroid. pada umumnya menggunakan pengukuran jarak euclidean distance pada persamaan 2.1
3. Kelompokkan data berdasarkan jarak terkecil terhadap titik centroidnya
4. Pada setiap data pada tiap cluster tersebut dilakukan:
 - i. Hitung dan jumlah jarak tiap data terhadap data lainnya

- ii. Pilih data dengan jumlah data terkecil terhadap data lainnya sebagai medoid baru.
5. Ulangi langkah 2, 3 dan 4 sampai tidak ada perubahan nilai pada medoid.

2.2.4 Fuzzy c-means Clustering

Fuzzy c-means Clustering adalah metode pengelompokkan data dimana keberadaan tiap titik data dalam *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaan sehingga tiap data memungkinkan memiliki dua atau lebih cluster. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Dunn pada 1973 dan ditingkatkan oleh Bezdek pada 1981 dan biasa digunakan di pengenalan pola (Matteucci, n.d.).

Algoritma *fuzzy c-means* (Bezdek, 1981) adalah sebagai berikut:

1. Inisiasi matrix membership μ_{ij} secara acak
2. Hitung centroid cluster dengan persamaan 2.4

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m} \quad (2.4)$$

Dimana D adalah banyaknya data, m adalah matrix fuzzy, x adalah data dan c adalah titik cluster centroid.

3. Update matrix membership dengan persamaan 2.5

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.5)$$

4. Hitung fungsi objektifnya dengan persamaan 2.6

$$J_m = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (2.6)$$

5. Ulangi langkah 2, 3 dan 4 sampai fungsi objective kurang dari batas threshold atau sampai batas maksimum iterasi.

2.2.5 Particle Swarm Optimization

Particle swarm optimization biasa disingkat *particle swarm optimization* pertama kali diperkenalkan oleh Dr. Eberhart dan Dr. Kennedy pada tahun 1995 adalah salah satu algoritma optimasi yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan dan terinspirasi dari perilaku sosial dari pergerakan burung atau ikan (*bird flocking* or *fish schooling*).

Dalam *particle swarm optimization*, kawanan diasumsikan mempunyai ukuran tertentu dengan setiap partikel posisi awalnya terletak disuatu lokasi yang acak dalam ruang multidimensi. Setiap partikel diasumsikan memiliki dua karakteristik yaitu posisi dan kecepatan. Setiap partikel bergerak dalam ruang atau space tertentu dan mengingat posisi terbaik yang pernah dilalui atau ditemukan terhadap sumber makanan atau nilai fungsi objektif. Setiap partikel menyampaikan informasi atau posisi terbaiknya kepada partikel yang lain dan menyesuaikan posisi dan kecepatan masing masing berdasarkan informasi yang diterima mengenai posisi yang bagus tersebut. *particle swarm optimization* adalah salah satu dari teknik komputasi evolusioner, yang mana populasi pada *particle swarm optimization* didasarkan pada penelusuran algoritma dan diawali dengan suatu populasi acak yang disebut dengan partikel. Berbeda dengan teknik komputasi evolusioner lainnya, setiap particle di dalam *particle swarm optimization* juga berhubungan dengan suatu *velocity*. Partikel-partikel tersebut bergerak melalui penelusuran ruang dengan *velocity* yang dinamis yang disesuaikan menurut perilaku historisnya. Oleh karena itu, partikel-partikel mempunyai kecenderungan untuk bergerak ke area penelusuran yang lebih baik setelah melewati proses penelusuran.

Secara umum algoritma *particle swarm optimization* adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasi sekumpulan partikel secara acak (setiap particle merepresentasikan solusi yang mungkin untuk masalah optimasi).
2. Inisialisasi posisi dari setiap particle X_i dan kecepatan dari setiap particle V_i
3. Hitung nilai fluktuasi dari setiap particle F_i berdasarkan formula dan model yang telah ditentukan sesuai dengan masalah optimasinya.
4. Untuk setiap particle, bandingkan nilai fluktuasi F_i dengan nilai terbaiknya yang telah dicapai P_{id} (local best), jika $F_i < P_{id}$, maka P_{id} diganti dengan F_i
5. Untuk setiap particle, bandingkan nilai fluktuasi F_i dengan Nilai terbaik yang dicapai dalam populasi P_{gd} (global best), jika $F_i < P_{gd}$, maka P_{gd} diganti dengan F_i
6. Berdasarkan persamaan 4 dan 5, kecepatan V_i dan posisi dari particle X_i diubah.

Dalam perkembangannya, *particle swarm optimization* mengalami perkembangan yang sangat pesat baik dari sisi aplikasi maupun dari sisi pengembangan metode yang digunakan pada algoritma. A *Clustering k-means Algorithm Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm* (Tan, 2015) merupakan penggunaan *particle swarm optimization* pada *k-means clustering*, *particle swarm optimization* digunakan untuk menentukan titik centroid awal *k-means*. Hasilnya tingkat akurasi, kualitas *clustering* dan kemampuan pencarian global dari metode yang diusulkan lebih baik dari *particle swarm optimization* ataupun *k-means*. Berbeda dengan yang diusulkan oleh Tan, A *Clustering Algorithm Based on Integration of K-means and Particle Swarm Optimization* (Atabay, et al., 2016) karya Atabay menggabungkan *particle swarm optimization* dan *k-means* menjadi satu kesatuan dengan jumlah seluruh nilai *euclidean distance* pada tiap cluster sebagai fitness function. Hasilnya jumlah iterasi metode yang diusulkan lebih sedikit dari pada iterasi *particle swarm optimization* dan algoritma yang diusulkan dapat digunakan untuk mengelompokkan data.

2.2.6 Davies-Bouldin Index

Davies-bouldin index adalah metode yang digunakan untuk mengevaluasi similaritas dalam cluster dan perbedaan antar cluster (Davies & Bouldin, 1979). Diharapkan cluster yang terbentuk memiliki similaritas yang cukup tinggi dan berbeda dengan cluster yang lain. Persamaan Davies-Bouldin dapat dilihat pada persamaan 2.7

$$DB(c) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \max_{i \neq j} \left\{ \frac{\Delta(c_i) + \Delta(c_j)}{\delta(c_i, c_j)} \right\} \quad (2.7)$$

Pada formula diatas $\Delta(c_i)$ adalah similaritas antar cluster/jarak rata rata semua titik ke centroid, $\delta(c_i, c_j)$ adalah perbedaan antar cluster atau jarak dari centroid cluster I ke centroid cluster j. Semakin kecil nilai Davies-Bouldin cluster yang terbentuk akan semakin bagus.

2.2.7 Analisis of Variance

Analisis of variance (ANOVA) adalah kumpulan dari model statistik yang digunakan untuk menganalisis perbedaan rata-rata antara kelompok dan prosedur terkait (seperti “variasi” antara kelompok), yang dikembangkan oleh Ronald Fisher. ANOVA menggunakan uji f untuk menguji secara statistik. ANOVA termasuk jenis analisis statistik yang sangat umum, berguna dalam desain eksperimental yang sangat sederhana dan sangat rumit (Miller & Haden, 1988).

Dalam ANOVA hanya satu hipotesis yang digunakan, yaitu hipotesis dua arah (*two tail*) artinya hipotesis ini ingin mengetahui apakah ada perbedaan rata-rata atau tidak dan tidak spesifik yang mana yang berbeda.

ANOVA memiliki beberapa jenis salah satunya adalah *one-way* ANOVA. *one-way* ANOVA digunakan untuk menguji perbedaan tiga kelompok atau lebih berdasarkan satu variabel independen.

Berikut adalah langkah-langkah dalam perhitungan *one-way* ANOVA:

1. Tentukan k atau banyaknya perlakuan,

2. Tentukan n atau banyaknya sampel,
3. Hitung jumlah kuadrat total dengan persamaan 2.8

$$SS_T = \sum X_{ij}^2 - \frac{(\sum T_j)^2}{n} \quad (2.8)$$

4. Hitung jumlah kuadrat perlakuan dengan persamaan 2.9

$$SS_P = \sum \frac{(\sum T_j)^2}{n_j} - \frac{(\sum T_j)^2}{n} \quad (2.9)$$

5. Hitung nilai F -value dengan menggunakan rumus yang tertera pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Perhitungan Anova

Source	df	SS	MS	F-value
Treatment	$n - 1$	SS_P	$\frac{SS_P}{k - 1}$	$\frac{MS_P}{MS_E}$
Error	$(n - 1) - (k - 1)$	SS_E $= SS_T - SS_P$	$\frac{SS_E}{df_E}$	
Total	$n - 1$	SS_T		

6. Cari harga F tabel dengan mempertimbangkan (1) tingkat signifikansi (α), (2) df antar perlakuan, dan (3) df dalam perlakuan,
7. Bandingkan harga F Hitung dengan F table
 - a. Bila F Hitung $< F$ tabel, maka H_0 diterima, yang berarti rata-rata kedua perlakuan tidak berbeda secara signifikan,
 - b. Bila F Hitung $> F$ tabel, maka H_0 ditolak dan H_1 diterima, yang berarti rata-rata kedua perlakuan berbeda secara signifikan.

2.2.8 Tukey-Kramer Method

Uji tukey biasa juga disebut *honestly significance difference* (HSD) adalah *post-hoc* test berdasarkan distribusi rentang yang diperkenalkan oleh Tukey. Uji tukey ini merupakan uji lanjut setelah uji anova yang berguna untuk mengetahui dimanakah letak perbedaan antar kumpulan atau prosedur terkait (Tukey, 1949). Untuk mengetahuinya digunakan rumus Tukey HSD pada persamaan 2.10 yang digunakan untuk membandingkan rata rata tiap pasang perlakuan atau kelompok.

$$HSD = \frac{M_i - M_j}{\sqrt{\frac{MS_w}{n_h}}} \quad (2.10)$$

Dimana $M_i - M_j$ adalah perbedaan antara pasangan perlakuan, nilai M_i harus lebih besar dari pada M_j dan MS_w adalah *mean square within*, n adalah nomor perlakuan.

2.2.9 Support Vector Machine

Support vector machine (SVM) dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik (Kampouraki, et al., 2009), dan pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di Annual Workshop on Computational Learning Theory. Konsep dasar SVM sebenarnya merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti margin hyperplane (Duda & Hart tahun 1973, Cover tahun 1965, Vapnik 1964, dan lain-lainnya), kernel diperkenalkan oleh Aronszajn tahun 1950, dan demikian juga dengan kosep-konsep pendukung yang lain. Akan tetapi hingga tahun 1992, belum pernah ada upaya merangkaikan komponen-komponen tersebut.

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada input *space. pattern* yang merupakan anggota dari dua buah kelas: +1 dan -1 dan berbagi alternative garis pemisah (*discrimination boundaries*). Margin adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan pattern terdekat dari masing-masing kelas. Pattern yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi

hyperplane ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM (Christianini, 2000).

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $x \in \mathcal{R}^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, 1\}$ untuk $i = 1, 2, \dots, l$, yang mana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua kelas -1 dan $+1$ dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan pada persamaan 2.11

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (2.11)$$

Pattern \vec{x}_i yang termasuk kelas -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pattern yang memenuhi pertidaksamaan persamaan 2.12

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1 \quad (2.12)$$

Sedangkan pattern x yang termasuk kelas $+1$ (sampel positif) memenuhi pertidaksamaan pada persamaan 2.13

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1 \quad (2.13)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *quadratic programming problem* (QP), yaitu mencari titik minimal persamaan 2.14 dengan memperhatikan constraint pada persamaan 2.15.

$$\min_{\vec{w}} \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (2.14)$$

$$y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall_i \quad (2.15)$$

Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, diantaranya dengan *lagrange multiplier*.

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1), \quad i = 1, 2, 3, \dots, l \quad (2.16)$$

α_i adalah *lagrange multipliers*, yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari Persamaan 2.16 dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap w dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L = 0$, persamaan 2.16 dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung α_i , sebagaimana persamaan 2.17.

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \overrightarrow{x_i x_j} \quad (2.17)$$

Dengan constraint pada persamaan 2.18

$$\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, 3, \dots, l) \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (2.18)$$

Dari hasil perhitungan ini diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif inilah yang disebut sebagai *support vector* (Vapnik, 1995).

Penjelasan di atas berdasarkan asumsi bahwa kedua belah kelas dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* (linear separable). Akan tetapi, pada umumnya dua belah kelas pada input space tidak dapat terpisah secara sempurna (non-linear separable). Hal ini menyebabkan constraint pada persamaan 2.18 tidak dapat terpenuhi, sehingga optimisasi tidak dapat dilakukan. Untuk mengatasi masalah ini, SVM dirumuskan ulang dengan memperkenalkan teknik *softmargin*.

Dalam *softmargin*, Persamaan 2.15 dimodifikasi dengan memasukkan slack variable ξ_i ($\xi > 0$) menjadi persamaan 2.19.

$$y_i (x_i \cdot w + b) - 1 \geq 1 - \xi_i, \forall_i \quad (2.19)$$

Dengan demikian persamaan 2.14 diubah menjadi persamaan 2.20.

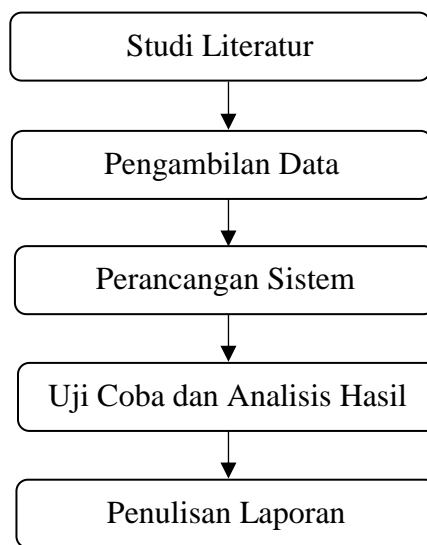
$$\min_{\vec{w}} \tau(w, \xi_i) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (2.20)$$

Parameter C dipilih untuk mengontrol *tradeoff* antara margin dan error klasifikasi ξ . Nilai C yang besar berarti akan memberikan *penalty* yang lebih besar terhadap *error* klasifikasi tersebut.

BAB 3

METODE PENELITIAN

Bab ini akan memaparkan tentang metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian ini, yang terdiri dari (1) studi literatur, (2) pengambilan data, (3) perancangan sistem, (4) uji coba dan analisis hasil, dan (5) penulisan laporan. Ilustrasi alur metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Diagram Blok Penelitian

3.1 Studi Literatur

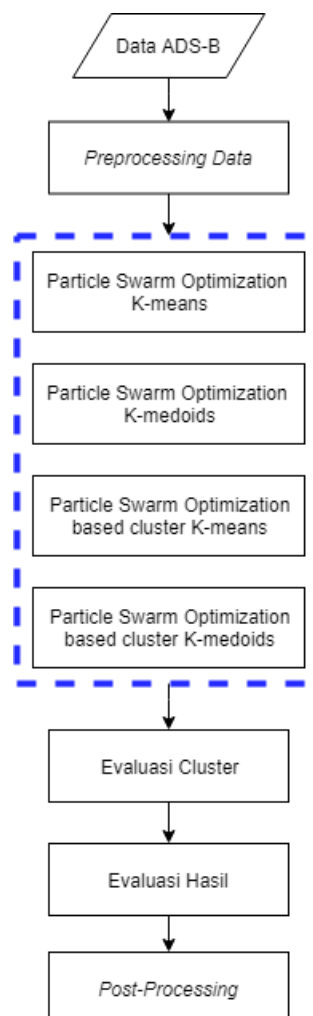
Penelitian diawali dengan proses pengkajian yang berkaitan dengan topik penelitian. Pada penelitian ini, referensi yang digunakan diperoleh dari jurnal, artikel konferens, buku dan situs-situs yang memiliki hubungan dengan penerbangan, pengelompokan rute penerbangan, *clustering* berbasis jarak seperti *k-means clustering*, *k-medoids clustering*, *fuzzy c-means*, *particle swarm optimization*, *one-way analisis of variance*, dan *tukey-kramer method*

3.2 Perancangan Data

Penelitian ini menggunakan data *Automatic Data Surveillance-Broadcast* (ADS-B) pada kode penerbangan LNI860 (Surabaya – Palu) selama 90 Hari (Bulan September, November dan Desember 2016) pada posisi crusing/tidak mengalami perubahan ketinggian yang didapatkan dari situs flighradar24.com.

Dataset yang digunakan pada penelitian ini memiliki beberapa atribut. namun dalam penelitian ini hanya akan digunakan dua atribut yaitu latitude dan longitude.

3.3 Perancangan



Gambar 3.2 Diagram Alur Sistem

Alur proses pengelompokan untuk similaritas penerbangan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.2. Pertama, tahap *pre-processing* dilakukan pada data rute penerbangan. Data dipilah dengan fitur latitude dan longitude pada rute dengan ketinggian yang tetap, kemudian data pada rute yang dipilah tersebut dibagi berdasarkan *waypoint*. Tahap selanjutnya yaitu tahap *processing* data yaitu mengelompokkan data tiap segmen menggunakan metode *clustering* berbasis jarak, metode yang digunakan disini ada 3 metode *clustering* utama, *k-means*, *k-medoids* dan *Fuzzy C-means*, serta implementasi *particle swarm optimization* pada *k-means* dan *k-medoids*. Tahap terakhir yaitu tahap *post-processing*, di tahap ini ada dua hal yang dilakukan yaitu pemilihan metode terbaik diantara metode-metode yang digunakan. Hasil metode terbaik tersebut hasil clusternya akan digunakan untuk menghitung ambang batas deviasi tiap cluster ditiap segmen.

3.3.1 Pre-processing Data

Pre-processing data adalah tahap dimana data diolah sedemikian rupa sehingga siap digunakan pada tahap *processing* data. Pada penelitian ini pre-processing data ada 2 tahap. Tahap yang pertama yaitu memilah data. File yang didapatkan dari situs *flightradar24.com* berekstensi csv memiliki 7 atribut atau fitur. Fitur tersebut adalah *timestamp*, *UTC*, *callsign*, *position*, *altitude*, *speed*, *direction*. Sampel data yang didapat dapat dilihat pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Sampel Data dari Situs *flightradar24.com*

1	Timestamp,UTC,Callsign,Position,Altitude,Speed,Direction
2	1481276892,2016-12-09T09:48:12Z,LNI860,"-0.832581,119.871544",2100,140,155
3	1481276881,2016-12-09T09:48:01Z,LNI860,"-0.825837,119.868515",2250,139,156
4	1481276871,2016-12-09T09:47:51Z,LNI860,"-0.820038,119.865959",2375,138,156
5	1481276865,2016-12-09T09:47:45Z,LNI860,"-0.816284,119.864334",2475,138,156
6	1481276857,2016-12-09T09:47:37Z,LNI860,"-0.811685,119.862305",2575,140,155
7	1481276850,2016-12-09T09:47:30Z,LNI860,"-0.807724,119.860558",2700,141,156

Pada sampel data diatas bisa diketahui posisi pesawat dalam proses *take-off* dilihat dari perubahan ketinggian atau *altitude* dari 2100 kaki sampai 2700 kaki. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data pada rute penerbangan dengan ketinggian tetap. Pada rute Surabaya-Palu data yang digunakan memiliki ketinggian 33000 kaki. Sampel data dapat dilihat pada Tabel 3.2

Tabel 3.2 Sampel Data pada Ketinggian 33000

1	<i>Timestamp,UTC,Callsign,Position,Altitude,Speed,Direction</i>
80	1481275496,2016-12-09T09:24:56Z,LNI860,"-1.968554,118.71978",33000,447,35
81	1481275433,2016-12-09T09:23:53Z,LNI860,"-2.074182,118.64505",33000,447,35
82	1481275344,2016-12-09T09:22:24Z,LNI860,"-2.221473,118.541153",33000,448,35
83	1481275270,2016-12-09T09:21:10Z,LNI860,"-2.349072,118.450943",33000,448,35
84	1481275076,2016-12-09T09:17:56Z,LNI860,"-2.67424,118.221367",33000,444,35
85	1481275015,2016-12-09T09:16:55Z,LNI860,"-2.778656,118.147591",33000,445,35

Setelah dipilih pada ketinggian tetap, akan dipilih fitur *Position* yang berisi latitude dan longitude, sehingga data yang digunakan menjadi seperti pada Tabel 3.3

Tabel 3.3 Sampel Data yang Digunakan

1	Latitude	Longitude
80	-1.968554	118.71978
81	-2.074182	118.64505
82	-2.221473	118.541153
83	-2.349072	118.450943
84	-2.67424	118.221367
85	-2.778656	118.147591

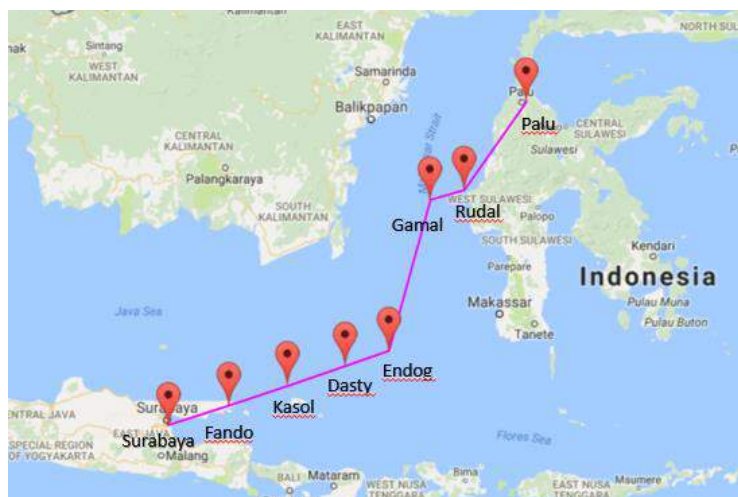
Tahap yang kedua tahap membagi dataset menjadi beberapa segmen (Lee, et al., 2007) berdasarkan *waypoint* (Pusadan, et al., 2017). Hal ini dilakukan supaya bisa memaksimalkan penggunaan dari *clustering* berbasis jarak serta berguna untuk deteksi anomali sejak dini. Membagi menjadi beberapa segmen juga dilakukan pada penelitian Omnia Ossama yang membagi beberapa segmen berdasarkan arah

lintasannya dan juga menurut James De Armon mengelompokkan rute secara utuh menggunakan *k-means* tidak akan maksimal atau efektif karena perbedaan banyaknya record / panjang pendeknya rute.

Dalam penerbangan dengan nomor penerbangan LNI860 rute Surabaya – Palu *waypoint* yang dilalui sebanyak 8 yaitu Surabaya, Fando, Kasol, Dasty, Endog, Gamal, Rudal, dan Palu. Koordinat *waypoint* dapat dilihat pada Tabel 3.4 dan pada Gambar 3.3

Tabel 3.4 *Waypoint* Surabaya Palu

<i>Waypoint</i>	Latitude	Longitude
Surabaya	-7.37333	112.77167
Fando	-6.97333	113.98500
Kasol	-6.56833	115.17333
Dasty	-6.17333	116.33000
Endog	-5.87667	117.20167
Gamal	-2.86333	118.03833
Rudal	-2.66167	118.71167
Palu	-0.88500	119.96167



Gambar 3.3 Visualisasi *Waypoint* Surabaya – Palu

Secara teknis seleksi fitur dan data pada penelitian dilakukan secara manual, sedangkan membagi data dalam beberapa segmen menggunakan code seperti pada *pseudocode* pada Gambar 3.4.

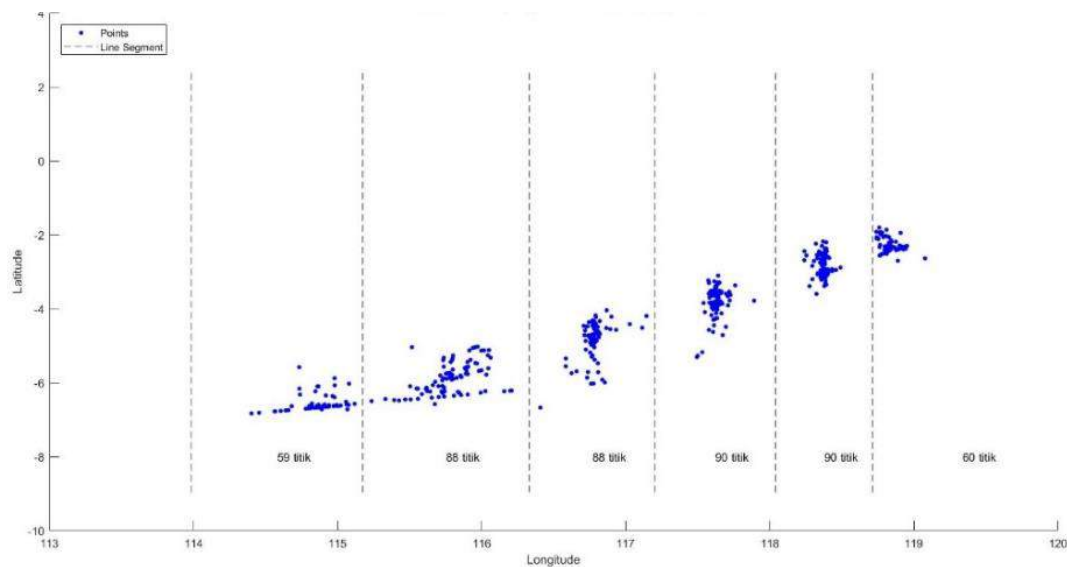
```

inputs = group of route (each route has a lot of data)
for n = 1 to jumlah_waypoint
    batas_awal = waypoints(n,2);
    batas_akhir = waypoints(n+1,2);
    output = [];
    for m = 1 to total_data
        route = inputs{m};
        for o = 1 to size of data in route
            if (route(o,3) >= batas_awal) && (route(o,3) <= batas_akhir)
                append route in points;
        output(n) = {[points]};

```

Gambar 3.4 *Pseudocode* Membagi Data Tiap Segmen

Hasil akhir dari tahap *pre-processing* berupa data yang hanya memiliki fitur latitude dan longitude digabung menjadi satu dalam tiap segmen seperti pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Visualisasi Data dari Beberapa Rute Setelah Pre-Processing Data

3.3.2 Processing Data

Processing data merupakan tahap yang paling penting dalam penelitian ini, dimana tahap ini berfokus pada merubah penentuan titik centroid awal *k-means* yang semula random menjadi terdefinisi melalui proses *particle swarm optimization* dengan jumlah *k* yang digunakan adalah 3. Selain itu pada tahap ini

juga dilakukan *clustering* menggunakan metode *clustering* yang lain, yaitu *k-means*, *k-medoids*, dan *fuzzy c-means*. Dari banyaknya metode tersebut akan di implementasikan pada setiap segmen yang telah di bagi sesuai dengan *waypoint*.

3.3.2.1 Implementasi *Particle Swarm Optimization* pada *K-Means* Aatau *K-Medoids*

Implementasi *particle swarm optimization* pada *k-means* atau *K-Medoids* ada dua, yang pertama yaitu menjalankan *particle swarm optimization* terlebih dahulu kemudian dilakukan *k-means* atau *k-medoids clustering* yang kedua yaitu mengimplementasikan *k-means* atau *k-medoids* dalam *particle swarm optimization*.

Secara garis besar yang dilakukan oleh *particle swarm optimization* adalah memilih secara acak kecepatan dan posisi awal partikel kemudian kecepatan dan posisi itu akan diperbaharui dalam beberapa iterasi sampai solusi global ditemukan dimana hal tersebut bergantung pada *fitness function* atau *objective function* dalam pencariannya (Alswaitti, et al., 2018). Penggunaan *particle swarm optimization* dalam *clustering* pertama kali dilakukan oleh Van Der Merwe 2003 dalam artikelnya yang berjudul “*Data clustering using particle swarm optimization*”. Van Der Merwe 2003 mengusulkan dua hal, *particle swarm optimization* digunakan untuk menentukan centroid awal dan untuk menyempurnakan cluster menggunakan *k-means clustering*.

Dalam penerapannya untuk mendapatkan centroid awal dari *k-means clustering* dengan *particle swarm optimization*. Hal yang pertama kali dilakukan adalah memilih secara acak centroid awal. Kemudian dalam setiap iterasinya, semua data dikelompokkan berdasarkan jarak terdekat dan dihitung *fitness function*-nya, diperbaharui posisi dan kecepatan *global best* dan *local best*. Dan yang terakhir, perbaharui titik cluster yang baru berdasarkan kecepatan dan posisinya (Merwe & Engelbrecht, 2003). Van Der Merwe 2003 menggunakan *fitness function quantization error* yang dapat dilihat pada persamaan 3.1

$$J_e = \frac{\sum_{j=1}^{N_c} \left[\sum_{z_p \in C_{ij}} d(z_p, m_j) / |C_{ij}| \right]}{N_c} \quad (3.1)$$

Dimana d adalah fungsi jarak antara data dengan centroid, $|C_{ij}|$ adalah jumlah data pada cluster tersebut. Hasilnya, *k-means clustering* memiliki performa yang lebih baik. Hal yang kedua yaitu untuk menyempurnakan cluster dimana Van Der Merwe 2003 menukar proses yang dilakukan yaitu melakukan *k-means clustering* terlebih dahulu kemudian dilakukan *particle swarm optimization*.

Penelitian selanjutnya yang menggunakan *particle swarm optimization* sebagai bagian dari *clustering* adalah S. Kalyani 2011 yang berjudul “*Particle swarm optimization based k-means clustering approach for security assessment in power systems*” disini Kalyani 2011 menggabungkan keduanya dengan cara memasukkan *k-means* kedalam proses *Particle swarm optimization*. Perbedaan Kalyani 2011 dengan Van Der Merwe 2003 adalah Van Der Merwe 2003 hanya mengelompokkan berdasarkan tetangga terdekat dengan satu kali saja sedangkan Kalyani 2011 mengelompokkan menggunakan *k-means*, dan juga terdapat perbedaan *fitness function*. Kalyani 2011 menggunakan *fitness function* pada persamaan 3.2

$$Fitness Function = \frac{No. of samples classified correctly}{Total no. of samples in data set} \times 100 \quad (3.2)$$

Hasilnya, metode yang di usulkan oleh Kalyani memiliki tingkat akurasi pengklasifikasi yang tinggi dan berkurangnya tingkat rasio kesalahan prediksi

Penelitian lainnya yaitu karya A. Jaya Mabel Rani yang berjudul “*A Clustering k-means Algorithm Based on Improved particle swarm optimization Algorithm*” pada tahun 2015. Penelitian tersebut tidak jauh beda dengan penelitian sebelumnya yaitu mengubah *fitness function* menjadi seperti pada persamaan 3.3

$$f(x) = \sum_{j=1}^k \sum_{S_i \in C_j} \|S_i - Z_j\| \quad (3.3)$$

Fitness function yang digunakan adalah nilai similaritas antar data objek. Semakin kecil *fitness value* maka hasil cluster akan semakin baik. Hasilnya kualitas *cluster*, rasio akurasi *cluster* dan kemampuan pencarian globalnya meningkat dibandingkan dengan *k-means* tradisional.

Berdasarkan ketiga penelitian diatas didapatkan pola dan tahapan yang sama, yaitu susunan *particle swarm optimization* dan *k-means* (*particle swarm optimization* kemudian *k-means* atau *k-means* selanjutnya *particle swarm optimization* atau *k-means* dilakukan didalam *particle swarm optimization*) serta penetapan *fitness function*. Penulis menggabungkan *particle swarm optimization* dengan *k-means* atau *k-medoids* dengan dua cara yaitu yang pertama mengubah *fitness function* (menggunakan silhouette coefficient atau penilaian kualitas cluster) dan *k-means* didalam *particle swarm optimization* atau bisa disebut *particle swarm optimization based k-means / k-medoids cluster*.

3.3.2.2 Particle Swarm Optimization Sebagai Penentu Cluster Centroid Awal

Tahapan pertama yang dilakukan adalah menentukan titik centroid secara acak serta mengelompokkan data pada titik centroid terdekat, kemudian dalam iterasi *particle swarm optimization*, dihitung *fitness function* dari cluster yang terbentuk tersebut menggunakan *silhouette coefficient*. Lalu dicari *local* dan *global best* serta mengupdate kecepatan dan partiklenya. Hal tersebut akan berhenti ketika jumlah iterasi sudah melauai batas. Hasil dari *particle swarm optimization* akan digunakan pada penentuan centroid awal dari *k-means* atau *k-medoids*

Berikut adalah *pseudocode particle swarm optimization* untuk menentukan titik centroid pada Gambar 3.6

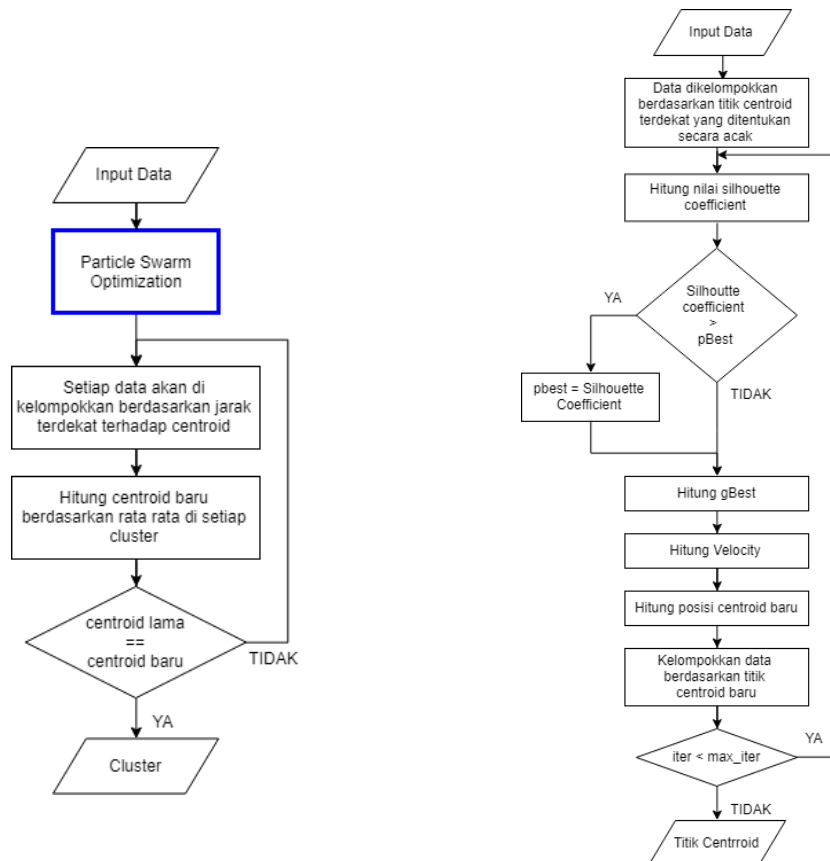
Inputs: number of cluster, centroid, cluster
particle = centroid; v = 0;
for iter = 1 to iters
s = calculate silhouette coefficient of cluster

```

for n = 1 to number of cluster
    if iter == 1 or pbest_value(n) < s(jumlah_data + n)
        pbest(n,:) = X(jumlah_data + n,:);
        pbest_value(n) = s(jumlah_data + n);
val = max value of pbest_value
I = index of max pbest_value
global_best = particle(I,:)
for n = 1 to number of cluster
    update velocity particle of each features
    update particle position
cluster the data with new particle position as new centroid

```

Gambar 3.6 Pseudocode *Particle Swarm Optimization* untuk Menentukan Titik Centroid



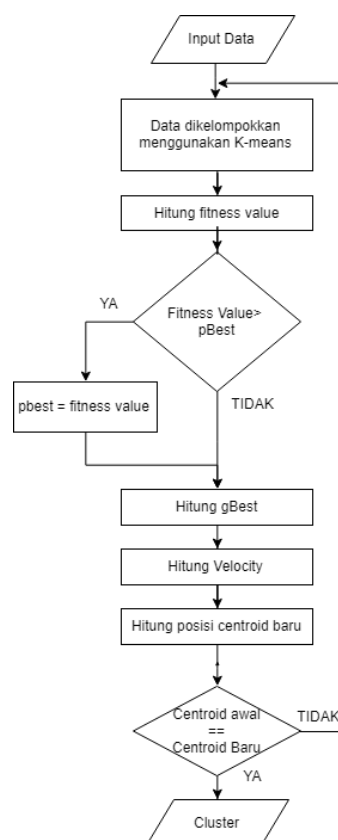
Gambar 3.7 Flowchart Implementasi *Particle Swarm Optimization* pada *K-Means*

Pada Gambar 3.7, *flowchart* sebelah kiri adalah modifikasi pada *k-means* yang semula penetapan centroid awal secara acak digantikan dengan metode *particle swarm optimization* yang ditandai dengan kotak berwarna biru. *Flowchart* sebelah kanan adalah proses *particle swarm optimization* dengan fitness function menggunakan *silhouette coefficient*.

3.3.2.3 Particle Swarm Optimization based Cluster

Berbeda dengan sebelumnya, penggunaan *particle swarm optimization* dalam setiap iterasinya dilakukan *k-means* atau *k-medoids* dan juga *fitness function* yang digunakan berbeda. Iterasi *particle swarm optimization* akan berhenti apabila pergeseran dari titik centroid/particlenya tidak mengalami perubahan yang berarti.

Flowchart dan kode program dari penerapan *particle swarm optimization* based cluster dapat dilihat pada Gambar 3.8 dan Gambar 3.9



Gambar 3.8 Flowchart Particle Swarm Optimization Based Cluster

```

jumlah_data = size(data,1);
jumlah_fitur = size(data,2);
c = randi([1 jumlah_data],1,jumlah_k);
for n = 1 : jumlah_k
    centroid(n,:) = data(c(n),:);
for n = 1 : jumlah_data
    for m = 1 : jumlah_k
        d(m) = distance(data(n,1),data(n,2),centroid(m,1),centroid(m,2));
        [val,l] = min(d);
        cluster(n) = l;
cluster = cluster';
particle = centroid;
v = zeros(3,jumlah_fitur);
c1 = 0.005; c2 = 0.005;
iter = 0;
is_loop = 1; s = 1;

while(is_loop)
    old_particle = particle;
    iter = iter + 1;
    X = cat(1,data, particle); X_clusters = cat(1,cluster, [1 2 3]');

    if strcmp(clustering_method,'k-means')
        [clus,particle,n_iter]=cluster_k-means(X,jumlah_k,distance_method,particle);
    elseif strcmp(clustering_method,'k-medoids')
        [clus,particle] = cluster_k-medoids(X,jumlah_k,distance_method,particle);

    %% Group data by cluster
    cData = cell(0,0);
    for n = 1 : jumlah_k
        datas = [];
        cData(n) = {datas};
    for n = 1 : jumlah_data
        datas = cData{clus(n)};
        dat = cat(2, data(n,:),n);
        datas = cat(1,datas, dat);
        cData(clus(n)) = {datas};

    %% Calculate fitness and generate lbest - local best
    datas=[];

```

```

for n = 1 : jumlah_data
    penyebut = 0;
    datas = cData{clus(n)};
    n_datas = size(datas,1);
    for m = 1 : n_datas
        p_n = 0;
        for o = 1 :jumlah_fitur
            p_n = p_n + power(data(n,o) - datas(m,o),2);
        penyebut = penyebut + p_n;
    fx = 1/pensebut;
    if lbest_value(clus(n)) < fx
        lbest(clus(n),:) = data(n,:);
        lbest_value(clus(n)) = fx;

%% Generate gbest - global best
[val,l] = max(lbest_value);
gbest = particle(l,:);

%% Compute Velocity
for n = 1 : jumlah_k
    r1 = rand(1,1);
    r2 = rand(1,1);
    for m = 1 : jumlah_fitur
        v(n,m) = v(n,m) + (c1 * r1*(lbest(n,m) - particle(n,m))) + (c2 * r2*(gbest(m)
- particle(n,m)));
        particle(n,m) = particle(n,m) + v(n,m);

%% Cluster the data after updated particle
for n = 1 : jumlah_data
    for m = 1 : jumlah_k
        jarak(m) = 0;
        for o = 1 :jumlah_fitur
            jarak(m) = jarak(m) + ((data(n,o) - particle(m,o))^2);
        jarak(m) = sqrt(jarak(m));
    [val,l] = min(jarak);
    cluster(n) = l;

%% Compute the distance between updated particle and old particle
for m = 1 : jumlah_k
    dist(m) = 0;
    for o = 1 :jumlah_fitur

```

```

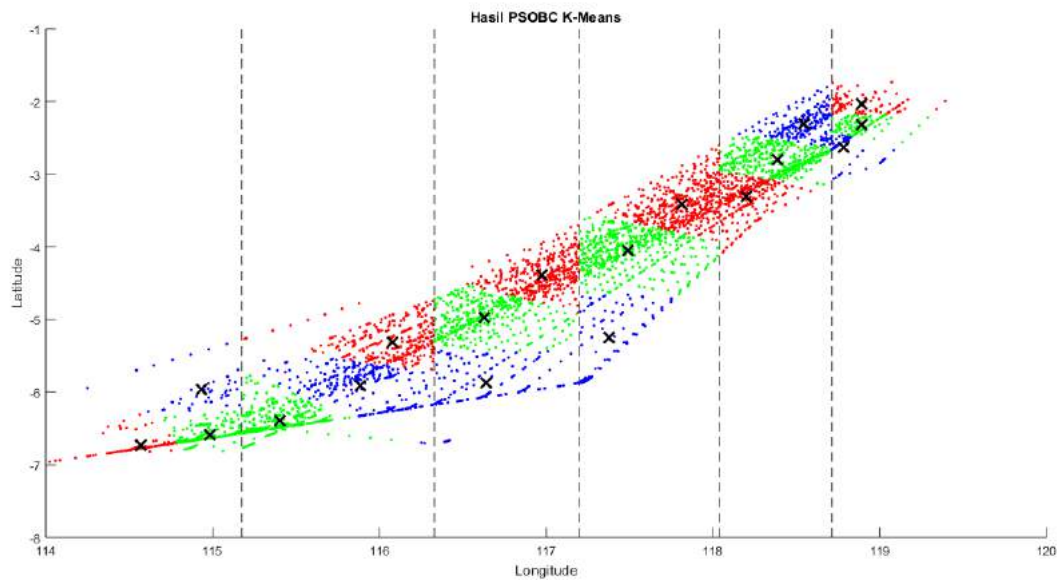
dist(m) = dist(m) + ((old_particle(m,o) - particle(m,o))^2);
dist(m) = sqrt(dist(m));

%% if the distance between old and updated particle below threshold, then
stop, if not next
count = 0;
for m = 1 : jumlah_k
    if dist(m) <= s
        count = count + 1;
    if count == jumlah_k
        is_loop = 0;
centroid = particle;

```

Gambar 3.9 Kode Program *Particle Swarm Optimization Based Cluster*

Visualisasi hasil cluster menggunakan *particle swarm optimization based cluster k-means* pada Gambar 3.10. Warna hijau menandakan zona yang paling sering dilalui, warna merah sedang dan biru jarang dilalui, intensitas tersebut didapat berdasarkan jumlah anggota tiap cluster. Simbol x menandakan posisi titik centroid.



Gambar 3.10 Hasil Cluster *Particle Swarm Optimization Based Cluster K-Means*

3.3.3 Evaluasi Cluster dan Hasil

Setelah dilakukan proses pengelompokan menggunakan metode diatas, dilakukan pengujian hasil cluster menggunakan *davies-bouldin index*. Setiap metode dilakukan pengujian sebanyak 500 kali percobaan dengan variasi data yang diacak tiap 50x percobaan, didapatkan 500 nilai *davies-bouldin index* tiap metodenya. Contoh hasil 5 percobaan dapat dilihat pada Gambar 3.5. A adalah *k-means*, B *k-medoids*, C *fuzzy c-means*, D *particle swarm optimization - k-means*, E *particle swarm optimization -k-medoids*, F *particle swarm optimization based cluster k-means*, dan G adalah *particle swarm optimization based cluster k-medoids*. Dapat dilihat pada percobaan pertama hasil terbaik adalah metode *particle swarm optimization based cluster k-means* dengan nilai 0.6542. Pada percobaan ke 3 metode terbaik yaitu metode *k-means clustering* dengan nilai 0.6654. Untuk mengatasi perubahan metode terbaik tiap percobaan dilakukan maka dilakukan uji statistik ANOVA dan uji statistik lanjut *tukey-kramer method*.

Tabel 3.5 Nilai *Davies-Bouldin Index* 5 Kali Percobaan

Percobaan	A	B	C	D	E	F	G
1	0,6590	1,0147	0,6728	0,6558	0,6763	0,6542	0,6836
2	0,6558	0,6806	0,6728	0,6687	0,8824	0,6654	0,8824
3	0,6654	0,6739	0,6749	0,6632	0,6836	0,6729	0,6765
4	0,6558	0,9982	0,6718	0,6558	0,9982	0,6687	0,6840
5	0,6558	0,6739	0,6718	0,6558	0,6836	0,6558	0,8824

Uji statistik menggunakan *ANOVA* menggunakan library matlab dengan kode program pada Gambar 3.11

```
[pvalue,table,stats] = anova1(inputAnova,label,'off');
```

Gambar 3.11 Kode Program Anova pada Matlab

Hasil dari perhitungan anova dapat dilihat pada Tabel 3.6 memiliki nilai p-value / Prob > F dibawah batas threshold 0.05, hal tersebut menandakan bahwa metode yang digunakan memiliki perbedaan yang signifikan.

Tabel 3.6 Hasil ANOVA

Source	SS	df	MS	F	Prob > F
Columns	18,3461	6	3,0576	285,1611	6,87e-298
Error	37,4543	3493	0,0107		
Total	55,8005	3499			

Setelah diketahui bahwa metode yang digunakan terdapat perbedaan yang signifikan, dilakukan uji statistik lanjut menggunakan *tukey-kramer* dengan kode program Matlab pada Gambar 3.12 untuk mendapatkan kesimpulan metode manakah yang memiliki perbedaan yang paling signifikan atau cluster dengan terbaik.

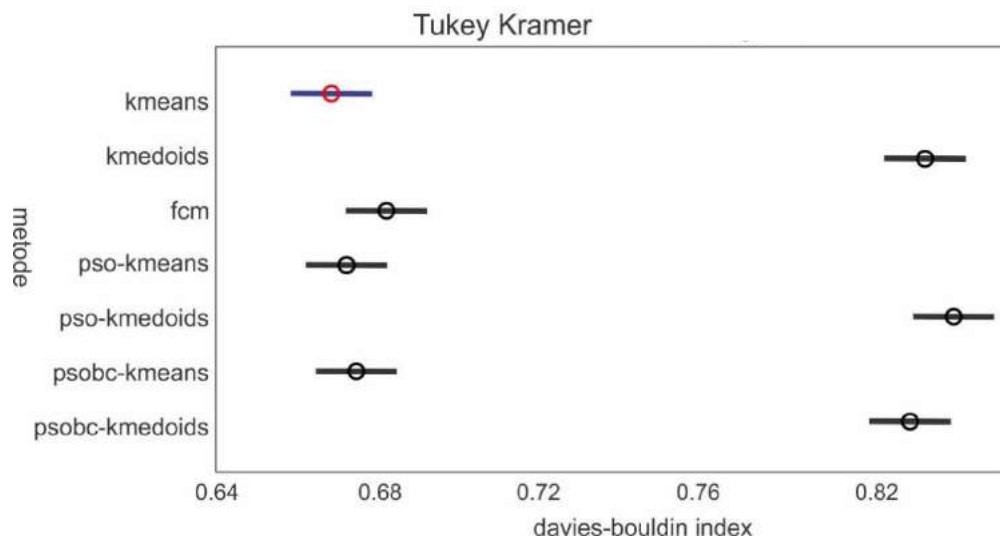
```
[c,m,h] = multcompare(stats,'Alpha',0.05,'CType','tukey-kramer','Estimate','column')
```

Gambar 3.12 Kode Program Tukey Kramer Method

Pada Tabel 3.6 pValue menunjukkan perbedaan antara metode A dengan metode B. Pada kolom A dan B angka 1 menandakan *k-means*, angka 2 menandakan *k-medoids*, angka 3 menandakan *fuzzy c-means*, angka 4 menandakan *particle swarm optimization k-means*. Angka 5 menandakan *particle swarm optimization k-medoids*, menandakan 6 adalah *particle swarm optimization based cluster k-means*, dan angka 7 menandakan *particle swarm optimization based cluster k-medoids*. Apabila nilai pValue dibawah 0.05 maka metode A dan B berbeda. Contohnya metode *k-means clustering* memiliki hasil yang berbeda signifikan dengan metode *k-medoids*, hal ini dibuktikan nilai pValue yang didapat dibawah 0.05 yaitu sebesar 1.0074e-105. Kesimpulan dari tabel tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.13 bahwa kelompok metode terbaik adalah *k-means*, *fuzzy c-means*, *pso-k-means* dan *psobc-k-means*.

Tabel 3.7 Hasil *tukey-kramer* method

A	B	Lower Bound	$\mu_A - \mu_{AB}$	Upper Bound	pValue
1	2	-0.1616	-0.1488	-0.1359	1.0074e-106
1	3	-0.0243	-0.0115	0.0013	0.07860
1	4	-0.0138	-0.0010	0.0118	0.87818
1	5	-0.1679	-0.1550	-0.1422	4.6085e-115
1	6	-0.0144	-0.0016	0.0112	0.80517
1	7	-0.1576	-0.1447	-0.1319	1.7627e-101
2	3	0.1244	0.1372	0.1501	5.1497e-92
2	4	0.1349	0.1478	0.1606	2.0906e-105
2	5	-0.0190	-0.0062	0.0065	0.34030
2	6	0.1343	0.1472	0.1600	1.3185e-104
2	7	-0.0088	0.0040	0.0168	0.53875
3	4	-0.0023	0.0105	0.0233	0.10843
3	5	-0.1563	-0.1435	-0.1307	7.0600e-100
3	6	-0.0029	0.0099	0.0227	0.13056
3	7	-0.1461	-0.1332	-0.1204	4.3495e-87
4	5	-0.1668	-0.1540	-0.1412	1.0492e-113
4	6	-0.0134	-0.0006	0.0122	0.92551
4	7	-0.1566	-0.1437	-0.1309	3.4391e-100
5	6	0.1406	0.1534	0.1662	7.0048e-113
5	7	-0.0025	0.0102	0.0231	0.11685
6	7	-0.1560	-0.1431	-0.1303	2.0886e-99
1	2	-0.1616	-0.1488	-0.1359	1.0074e-106
1	3	-0.0243	-0.0115	0.0013	0.07860

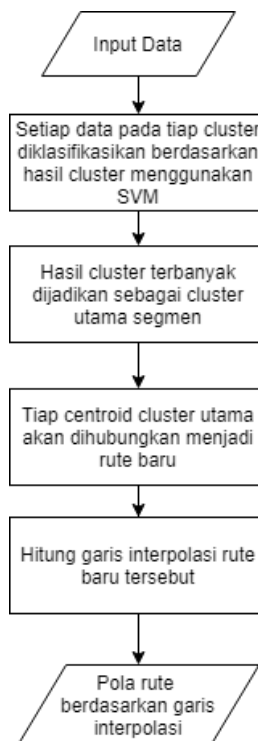


Gambar 3.13 Kesimpulan dari Tabel Uji Lanjut *Tukey-Kramer*

3.3.4 Post-Processing Data

Setelah dilakukan pengujian terhadap berbagai metode, metode terbaik digunakan untuk *clustering* tiap segmen dimana hasil tiap segmen akan membentuk sebuah area. Area tersebut digunakan untuk membentuk pola tiap rute.

Pertama adalah mengklasifikasikan data penerbangan pada tiap segmen terhadap hasil cluster terdekat menggunakan SVM, hasilnya data terbanyak pada suatu area dianggap sebagai area/klas pada segmen yang terkait. Keseluruhan alur dan Kode program dapat dilihat pada Gambar 3.14 dan Gambar 3.15



Gambar 3.14 Flowchart *Post-Processing* Data

```
for n = 2:(n_waypoint-1)
    data -> data in segmen n;
    cluster -> cluster each data in segmen n
    Mdl = fitcecoc(data,c_cluster)
    modelSVM(n) = {Mdl};
end
inputs -> flight route in 90 days
dt_waypoints -> waypoints
```

```

for m = 1:size(inputs,1)
    for n = 2:(n_waypoint-1)
        waypoint_awal = dt_waypoints(n,2);
        waypoint_akhir = dt_waypoints(n+1,2);
        points = [];
        for o = 1:size(rute,1)
            if (rute(o,3) >= waypoint_awal
                && (rute(o,3) <= waypoint_akhir)
                result =
                    predict(modelSVM{n},[rute(o,2) rute(o,3)]);
                points = cat(1,points, result);
            end
        end
        most_frequent = mode(points);
        data(m,n) = most_frequent;
    end
end

```

Gambar 3.15 Klasifikasi Rute pada Tiap Segmen

Hasil klasifikasi tersebut menghasilkan 5-7 titik dan digunakan membentuk pola menggunakan *cubic spline interpolation*. Perbedaan titik yang dihasilkan dikarenakan pada segmen dua dan tujuh terdapat beberapa rute yang masih mengalami perubahan ketinggian. Setelah itu dari tiap titik tersebut diambil titik centroidnya dan dibentuk garis interpolasinya. Kode program untuk membentuk pola berupa garis interpolasi dapat dilihat pada Gambar 3.16

```

data_segmen = cell(0,0);
for m = 1:size(inputs,1)
    x = [];
    v = [];
    for n = 2:(n_waypoint-1)
        C = sortedC{n};
        if(~isnan(data(m,n)))
            x = [x C(data(m,n),2)];
            v = [v C(data(m,n),1)];
        end
    end
end
xq = 113:120;
vq = spline(x, v, xq);
form = spline(x, v)
figure;plot(x,v,'o',xq,vq);
end

```

Gambar 3.16 Kode Program Interpolasi Data

Hasil perhitungan cubic spline interpolation menghasilkan 5 persamaan garis (persamaan 3.4 – 3.8) dan visualisasi berupa grafik pada Gambar 3.17.

$$-0.1220x^3 + 0.5061x^2 + 0.4942x - 6.5839, 114.985 < x < 115.875 \quad (3.4)$$

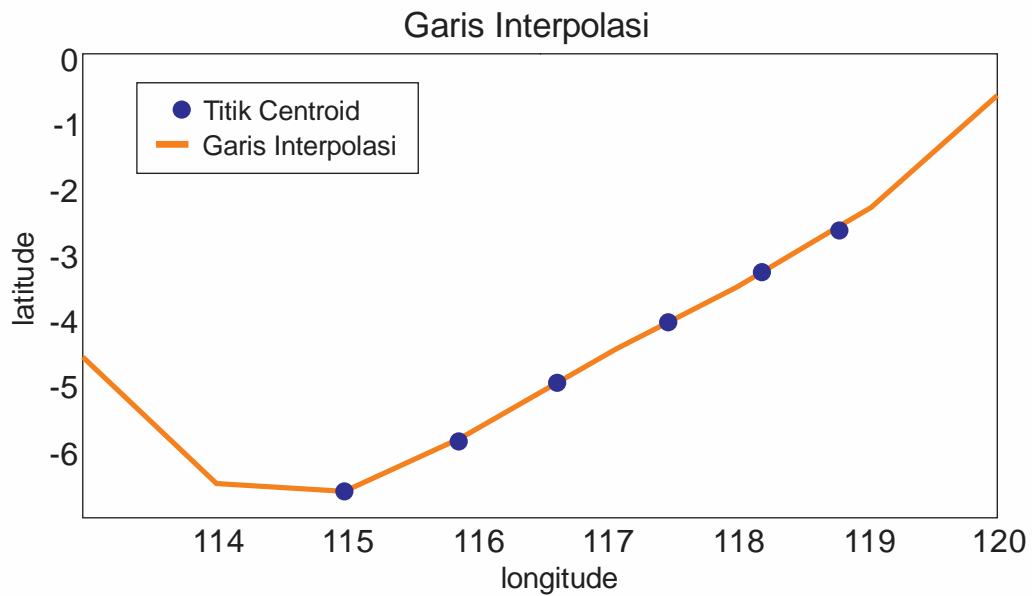
$$-0.1220x^3 + 0.1802x^2 + 1.1053x - 5.8289, 115.875 < x < 116.614 \quad (3.5)$$

$$-0.0066x^3 - 0.0904x^2 + 1.1718x - 4.9624, 116.614 < x < 117.474 \quad (3.6)$$

$$0.1143x^3 - 0.1075x^2 + 1.0016x - 4.0262, 117.474 < x < 118.197 \quad (3.7)$$

$$0.1143x^3 + 0.1402x^2 + 1.0252x - 3.3153, 118.197 < x < 118.781 \quad (3.8)$$

Pada Gambar 3.17 garis merah merupakan garis interpolasi yang terbentuk dan lingkaran biru adalah titik titik dari rute tersebut. Apabila titik tersebut berada jauh dari garis interpolasi maka titik tersebut terdeteksi seperti anomali.



Gambar 3.17 Garis Interpolasi Data yang Terbentuk

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini membahas tentang evaluasi hasil pengujian. Pembahasan pertama adalah lingkungan pengujian yang terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak. Pembahasan kedua adalah menunjukkan hasil *clustering* berdasarkan nilai *davies-bouldin index* tiap metode yang digunakan. Pembahasan ketiga adalah menganalisis hasil *clustering* menggunakan uji statistik *one-way anova* dan uji statistik lanjut *tukey-kramer*.

4.1 Lingkungan Uji Coba

Subbab ini menjelaskan ruang lingkup uji coba yang digunakan dalam penelitian ini. Lingkungan pengujian meliputi spesifikasi perangkat keras dan spesifikasi perangkat lunak. Perangkat keras yang dimaksud adalah jenis *processor* dan *memory (RAM)* yang digunakan, kapasitas *hard disk*, dan *VGA* yang digunakan. Untuk perangkat lunak adalah sistem operasi serta *tools* untuk pengujian. Rincian tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.1 dibawah ini.

Tabel 4.1 Rincian Lingkungan Uji Coba

Jenis Lingkungan	Rincian	
Perangkat Keras	<i>Processor</i>	Intel Core i5 2.80 Ghz
	<i>Memory (RAM)</i>	8192 GB
	<i>Hard disk</i>	464 GB
	<i>VGA</i>	Intel HD Graphics 4600
Perangkat Lunak	Sistem Operasi	Windows 10
	<i>Tools</i>	Matlab

4.2 Pengujian metode

Metode yang diusulkan dibandingkan dengan tradisional *k-means*, tradisional *k-medoids* dan fuzzy c-means. Pengujian dilakukan sebanyak 500 kali dengan 10 variasi dataset. Variasi dataset yang dimaksud adalah 70% dari dataset yang diacak secara random pada setiap 50 kali pengujian.

Pengujian dilakukan pada segmen dua sampai segmen tujuh karena pada segmen satu tidak dalam posisi *crusing* (mengalami perubahan ketinggian). Dalam pengujian ini didapatkan hasil evaluasi cluster berdasarkan nilai *davies-bouldin index*.

Untuk pengujian pada tiap segmen selain segmen satu dapat dilihat pada sub-sub bab dibawah ini :

4.2.1 Segmen 2

Hasil pengujian pada segmen dua pada Gambar 4.1 menghasilkan nilai *davies-bouldin index* terendah sebesar 0,53 menggunakan metode *particle swarm optimization based cluster k-means* pada percobaan ke 225. nilai rata rata terendah adalah hasil dari metode *k-means clustering* yaitu sebesar 0,668 dan metode dengan perubahan nilai *davies-bouldin index* yang tidak terlalu signifikan atau konstan adalah metode *k-means clustering*, *particle swarm optimization k-means*, *particle swarm optimization based cluster k-means* dan fuzzy c-means. Sementara itu metode *k-medoids* mengalami perubahan nilai *davies-bouldin index* yang cukup tinggi dihitung dari jarak antara nilai tertinggi dan nilai terendah yaitu sebesar 0,83 berbeda dengan *k-means* yang hanya 0,4 dan fcm terendah yaitu 0,1

4.2.2 Segmen 3

Hasil pengujian pada segmen tiga pada Gambar 4.2 menghasilkan nilai *davies-bouldin index* terendah sebesar 0,721 didapatkan dari perhitungan kualitas cluster menggunakan *k-medoids clustering*, *particle swarm optimization k-medoids*, dan *particle swarm optimization based cluster k-medoids*. Nilai rata rata terendah adalah hasil dari metode *k-medoids clustering* yaitu sebesar 0,809 dan

terendah kedua adalah metode *particle swarm optimization based cluster k-medoids* sebesar 0,810. Berbeda dengan segmen 2, pada segmen 3 metode yang diusulkan yaitu *particle swarm optimization k-means* dan *particle swarm optimization based cluster k-means* menghasilkan nilai yang stabil dengan selisih jarak yang cukup rendah yaitu sebesar 0,03 dan 0,04 dibandingkan dengan *k-medoids* beserta metode yang diusulkannya *particle swarm optimization k-medoids* dan *particle swarm optimization based cluster k-medoids* yaitu sebesar 0,146.

4.2.3 Segmen 4

Hasil pengujian pada segmen empat pada Gambar 4.3 menghasilkan nilai *davies-bouldin index* terendah sebesar 0,66049 didapatkan dari perhitungan kualitas cluster menggunakan *particle swarm optimization based cluster k-medoids* tetapi sekaligus menghasilkan nilai tertinggi 1,663. Nilai rata rata terendah adalah hasil dari metode *fuzzy c-means* yaitu sebesar 0,685. Metode yang diusulkan yaitu *particle swarm optimization k-means* dan *particle swarm optimization based cluster k-means* menghasilkan nilai yang stabil dengan selisih jarak yang cukup rendah yaitu sebesar 0,02 dan 0,02 dibandingkan dengan *k-medoids* beserta metode yang diusulkannya *particle swarm optimization k-medoids* dan *particle swarm optimization based cluster k-medoids* yaitu sebesar 0,9-1.

4.2.4 Segmen 5

Hasil pengujian pada segmen 5 pada Gambar 4.4 menghasilkan nilai *davies-bouldin index* terendah sebesar 0,66523 didapatkan dari perhitungan kualitas cluster menggunakan *particle swarm optimization based cluster k-means* dan nilai tertinggi sebesar 1,539 menggunakan metode *particle swarm optimization k-medoids*. Nilai rata rata terendah adalah hasil dari metode *fuzzy c-means* yaitu sebesar 0,6833. Metode yang diusulkan yaitu *particle swarm optimization k-means* dan *particle swarm optimization based cluster k-means* menghasilkan nilai rata rata yang sebesar 0,683932 dan 0,6897 tidak jauh berbeda dengan metode tradisional *k-*

means clustering sebesar 0,683912. Rentang nilai terlebar menggunakan metode *particle swarm optimization k-medoids* yaitu sebesar 0,8686.

4.2.5 Segmen 6

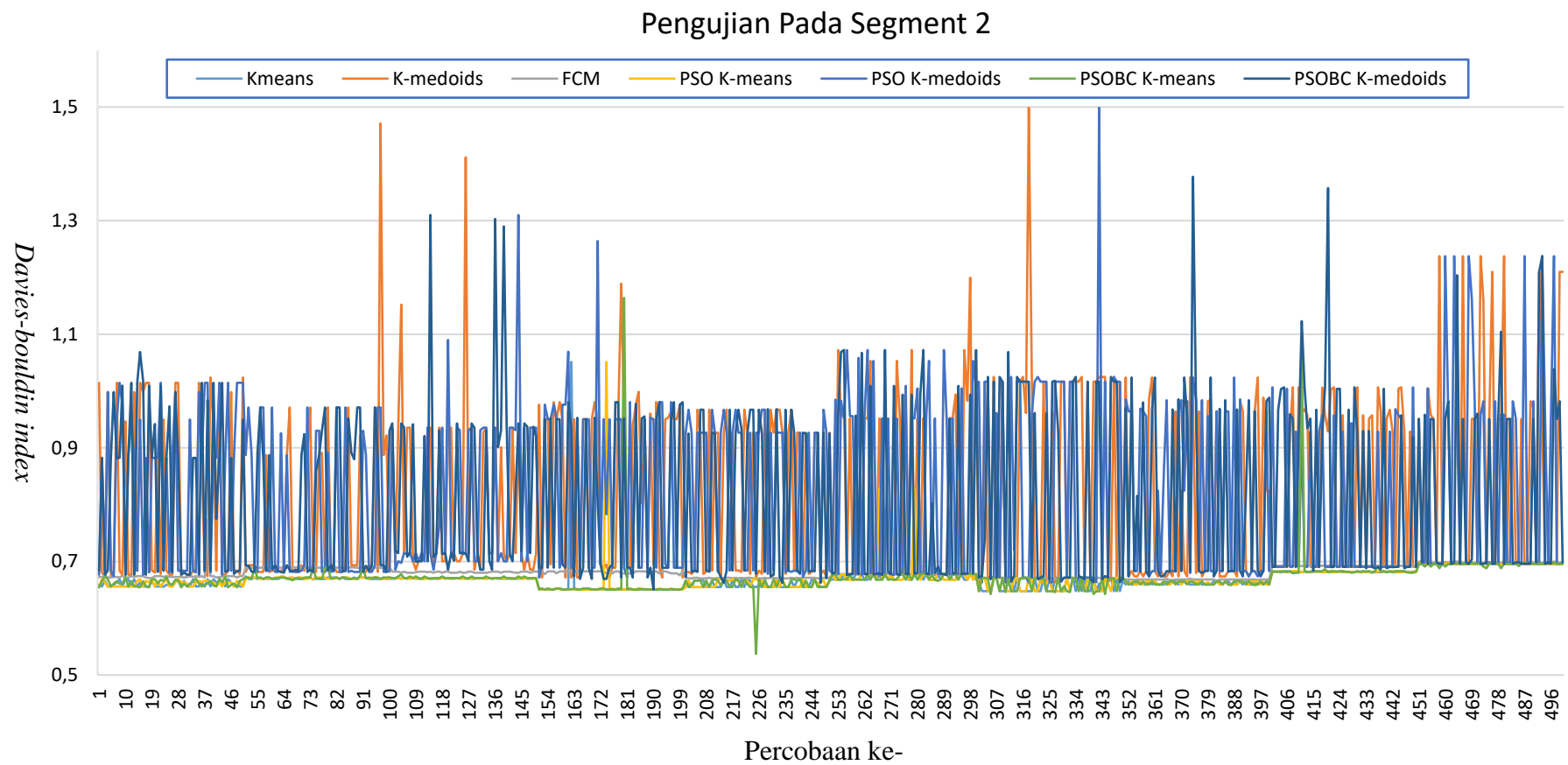
Metode yang diusulkan dibandingkan dengan metode *clustering* berbasis jarak tradisional yaitu *k-means clustering*, *k-medoids clustering* dan fuzzy c-means. Pengujian dilakukan sebanyak 500 kali dengan 10 variasi 70% dataset yang diacak secara random pada setiap 50 kali pengujian.

Hasil pengujian pada segmen enam pada Gambar 4.5 menghasilkan nilai *davies-bouldin index* terendah sebesar 0,750 didapatkan dari perhitungan kualitas cluster menggunakan *k-medoids* dan nilai tertinggi sebesar 0,8473 menggunakan metode *particle swarm optimization k-medoids* dan *particle swarm optimization based cluster k-medoids* dan *k-medoids*. Nilai rata rata terendah adalah hasil dari metode yang diusulkan yaitu *particle swarm optimization k-means* yaitu sebesar 0,7792. Rentang nilai terlebar menggunakan metode *k-medoids* beserta yaitu sebesar 0,09.

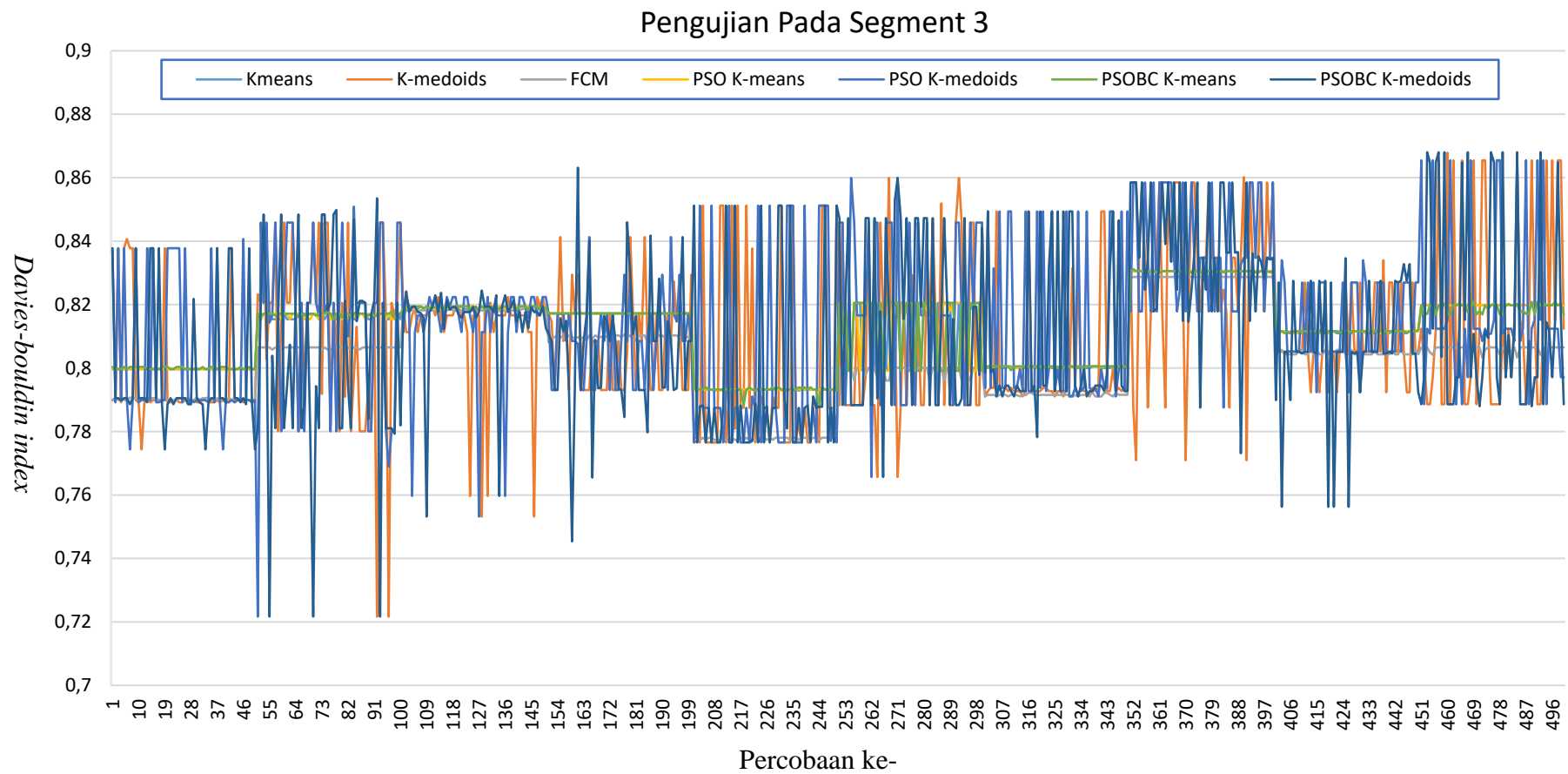
4.2.6 Segmen 7

Metode yang diusulkan dibandingkan dengan metode *clustering* berbasis jarak tradisional yaitu *k-means clustering*, *k-medoids clustering* dan fuzzy c-means. Pengujian dilakukan sebanyak 500 kali dengan 10 variasi 70% dataset yang diacak secara random pada setiap 50 kali pengujian.

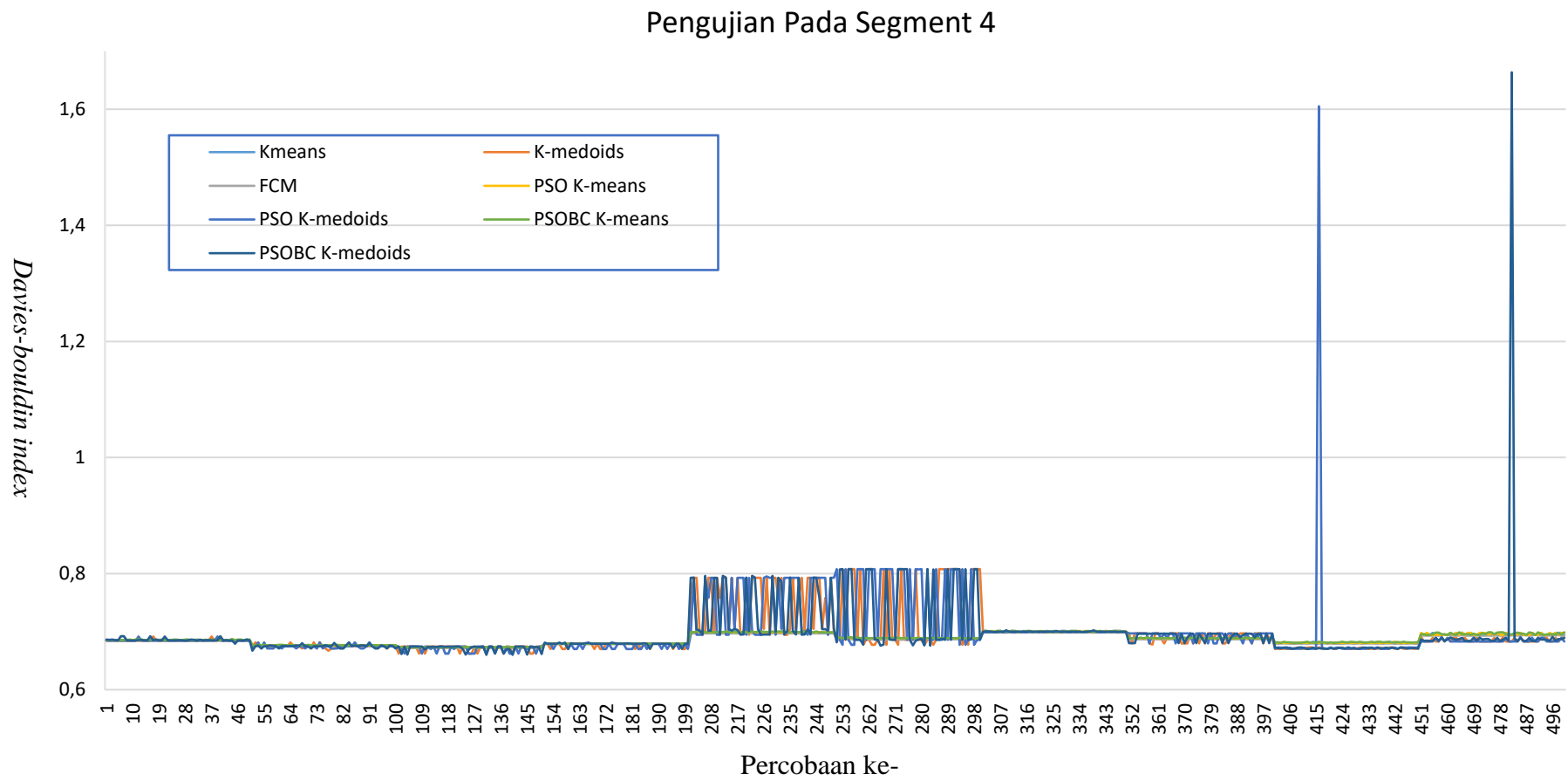
Hasil pengujian pada segmen tujuh pada Gambar 4.6 menghasilkan nilai *davies-bouldin index* terendah sebesar 0,651 didapatkan dari perhitungan kualitas cluster menggunakan *particle swarm optimization based cluster k-medoids* tetapi juga sebagai nilai terbesar 1. Nilai rata rata terendah adalah hasil dari metode yang diusulkan yaitu *k-means* yaitu sebesar 0,850. Seperti segmen segmen sebelumnya nilai *k-medoids* beserta pengembangannya memiliki rentang yang tinggi yaitu sebesar 0,56 sedangkan *k-means* memiliki rentang terkecil sebesar 0,397



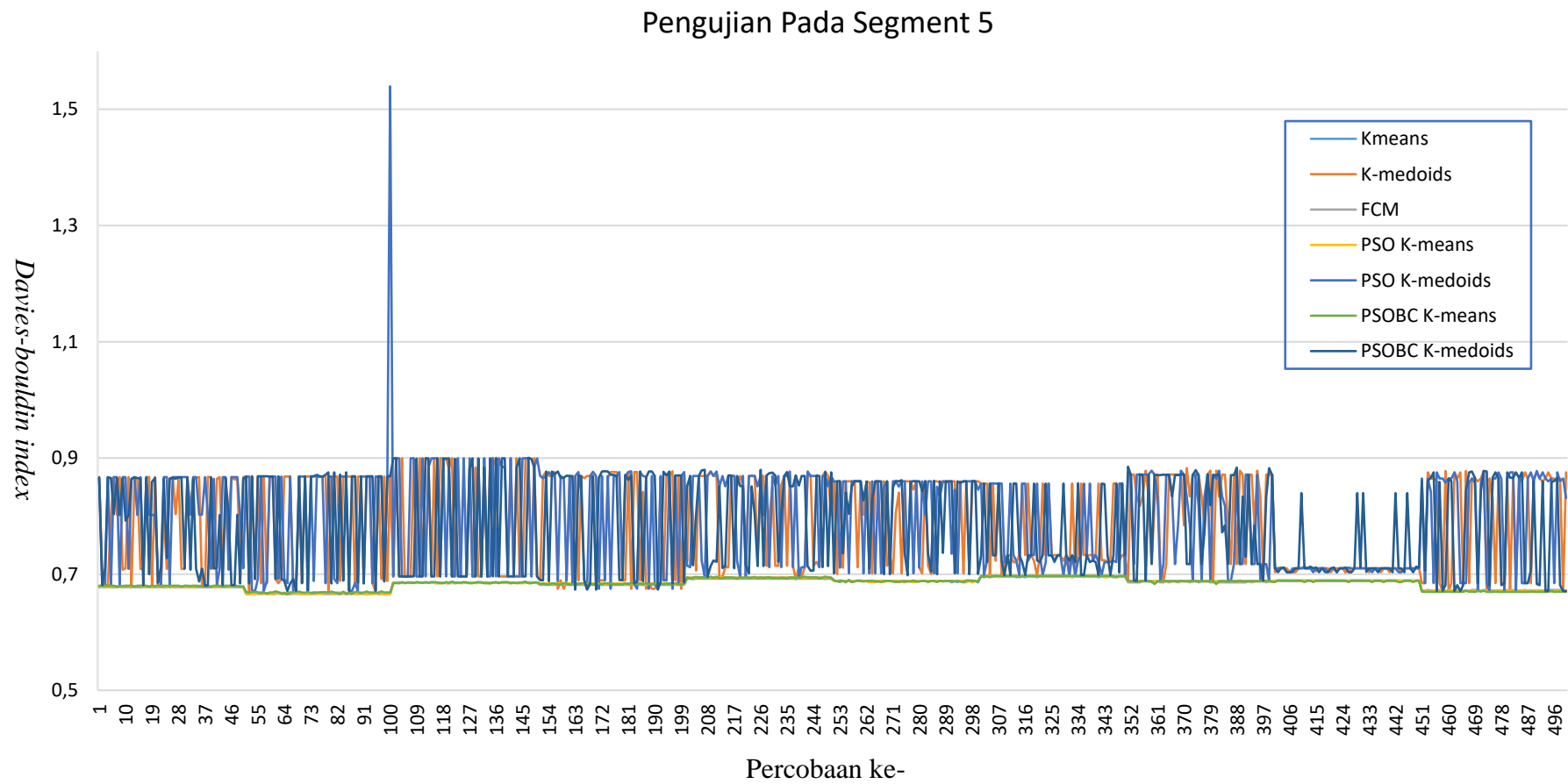
Gambar 4.1 Hasil Pengujian pada Segmen 2



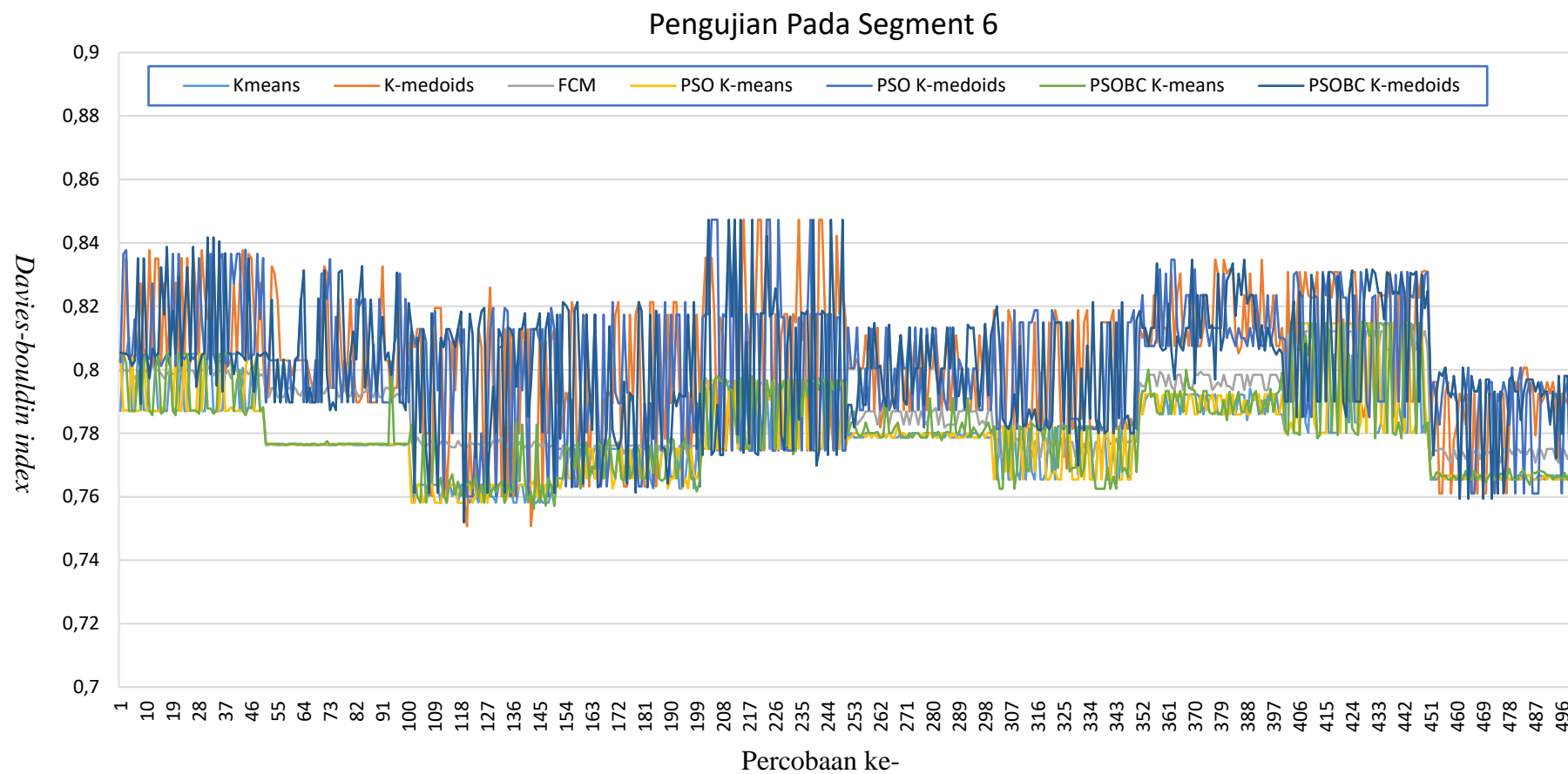
Gambar 4.2 Hasil Pengujian pada Segmen 3



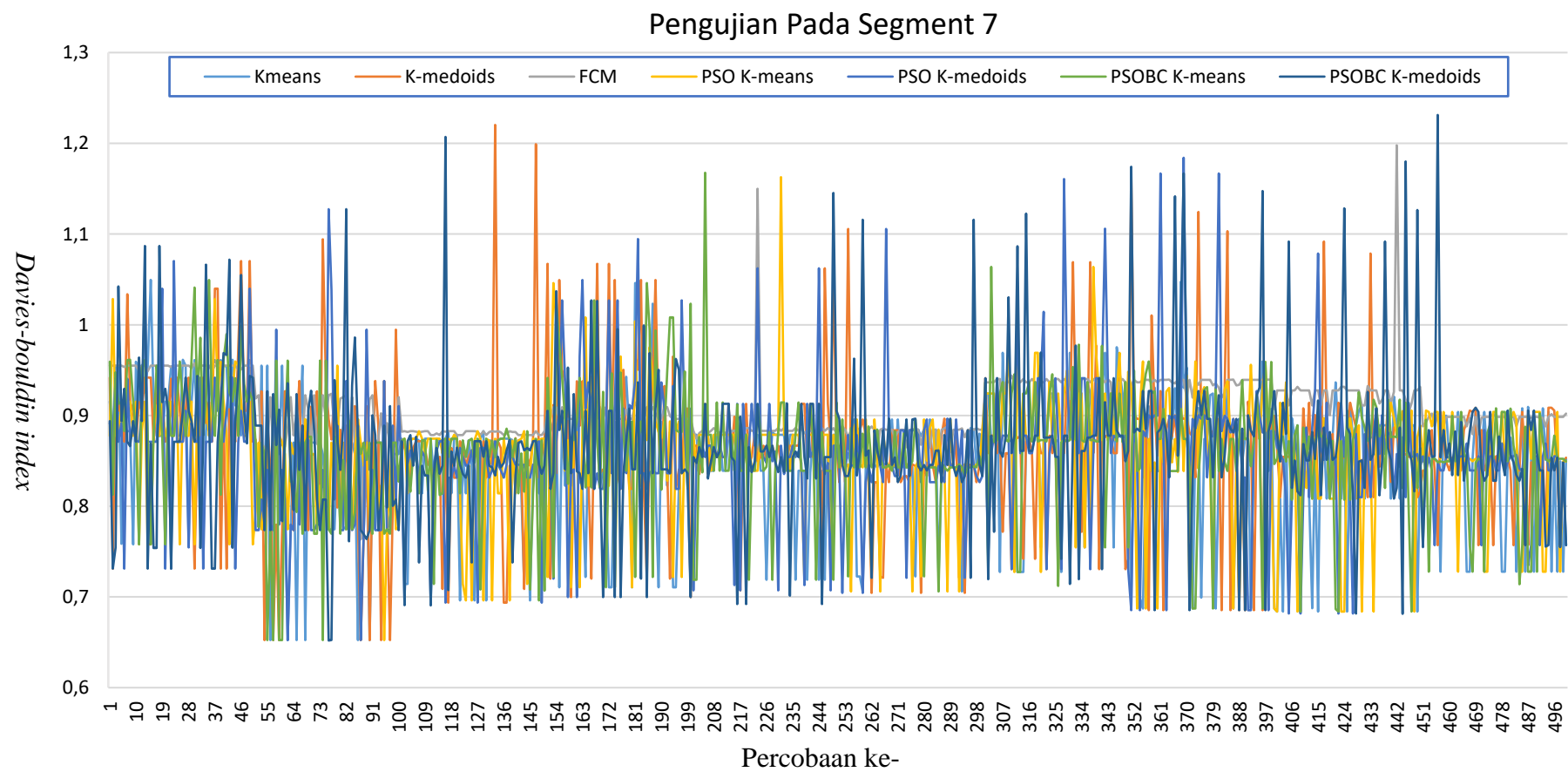
Gambar 4.3 Hasil Pengujian pada Segmen 4



Gambar 4.4 Hasil Pengujian pada Segmen 5



Gambar 4.5 Hasil Pengujian pada Segmen 6



Gambar 4.6 Hasil Pengujian pada Segmen 7

4.3 Analisis Hasil dan Pembahasan

Setelah dilakukan uji metode terhadap dataset, dilakukan analisis hasil cluster yang berupa nilai davies-bouldin index menggunakan metode uji statistik dan uji lanjut, uji statistik digunakan untuk mengetahui apakah ada perbedaan diantara metode metode yang digunakan dan metode uji lanjut digunakan untuk mendapatkan kelompok metode terbaik serta metode terbaik tiap segmennya. Metode uji statistik yang digunakan adalah metode *one-way Analisis of variance (one way anova)* dan *tukey-kramer method* sebagai metode uji lanjut.

Untuk analisis hasil pada tiap segmen selain segmen satu dan segmen 8 dapat dilihat pada sub-sub bab dibawah ini :

4.3.1 Segmen 2

Pengujian anova dilakukan pada segmen satu menghasilkan nilai Prob > F atau p-value sebesar 6,87e-29 dapat dilihat pada Tabel 4.2 dimana nilai tersebut kurang dari 0.05 sehingga metode berpengaruh terhadap dataset yang digunakan. Kemudian dilakukan uji lanjut *tukey-kramer method*.

Tabel 4.2 Hasil ANOVA Segmen 2

Source	SS	df	MS	F	Prob > F
Columns	18,3461	6	3,0576	285,1611	6,87e-29
Error	37,4543	3493	0,0107		
Total	55,8005	3499			

Uji lanjut menggunakan *tukey-kramer method* menghasilkan dua kelompok metode berdasarkan kualitas cluster, detail hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.3. Metode *k-means* berada satu kelompok dengan metode *fcm* *pso-means* dan *psobc k-means* dengan nilai rata rata *davies-bouldin index* sebesar 0.668 dan standard error sebesar 0.0046. Metode *fcm* memiliki rata rata sebesar 0.668. *pso k-means* sebesar 0.669 dan *psobc k-means* sebesar 0.670. ketiga metode tersebut memiliki *standard error* yang sama dengan *k-means* yaitu 0.0046.

Kelompok lainnya yaitu kelompok metode *k-medoids* *pso-k-medoids* dan *psobc k-medoids*, ketiga metode tersebut memiliki rata rata *davies-bouldin index* sebesar 0.8 dengan standard error 0.0046.

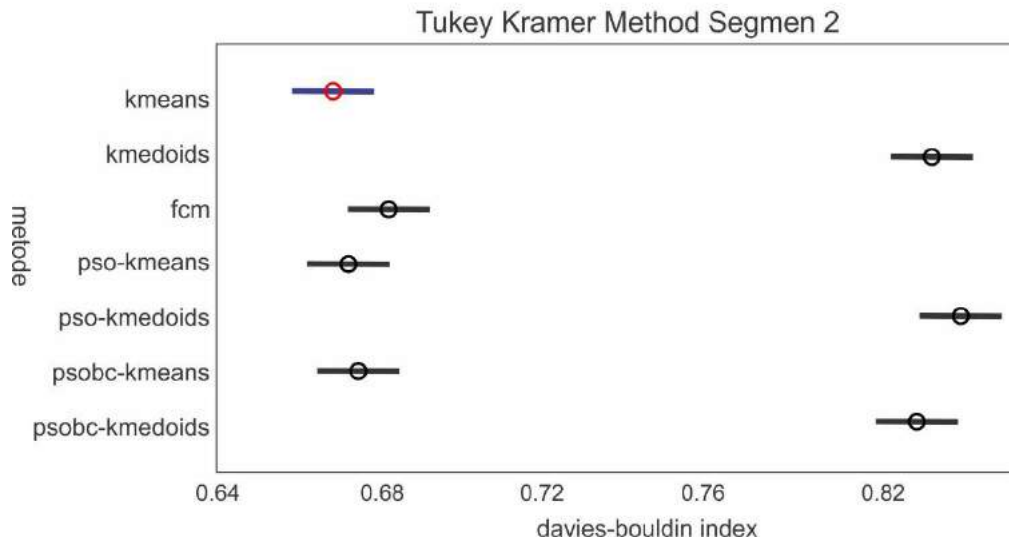
Berdasarkan kelompok yang terbentuk pada pengujian tukey-kramer method dapat ditarik kesimpulan bahwa kelompok 1 memiliki hasil cluster yang lebih baik dibandingkan kelompok dua. Untuk metode terbaik yaitu metode *k-means clustering* dengan nilai rata rata terkecil yaitu 0.668.

Tabel 4.3 Hasil *Tukey-Kramer Method* pada Segmen 2

A	B	Lower Bound	$\mu_A - \mu_{AB}$	Upper Bound	pValue
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.1616	-0.1488	-0.1359	1.00e-106
<i>k-means</i>	<i>fc</i>	-0.0243	-0.0115	0.0013	0.07860
<i>k-means</i>	<i>pso k-means</i>	-0.0138	-0.0010	0.0118	0.87818
<i>k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.1679	-0.1550	-0.1422	4.60e-115
<i>k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0144	-0.0016	0.0112	0.80517
<i>k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1576	-0.1447	-0.1319	1.76e-101
<i>k-medoids</i>	<i>fc</i>	0.1244	0.1372	0.1501	5.14e-92
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-means</i>	0.1349	0.1478	0.1606	2.09e-105
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0190	-0.0062	0.0065	0.34030
<i>k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.1343	0.1472	0.1600	1.31e-104
<i>k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0088	0.0040	0.0168	0.53875
<i>fc</i>	<i>pso k-means</i>	-0.0023	0.0105	0.0233	0.10843
<i>fc</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.1563	-0.1435	-0.1307	7.06e-100
<i>fc</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0029	0.0099	0.0227	0.13056
<i>fc</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1461	-0.1332	-0.1204	4.34e-87
<i>pso k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.1668	-0.1540	-0.1412	1.04e-113
<i>pso k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0134	-0.0006	0.0122	0.92551
<i>pso k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1566	-0.1437	-0.1309	3.43e-100
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.1406	0.1534	0.1662	7.00e-113
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0025	0.0102	0.0231	0.11685
<i>psobc k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1560	-0.1431	-0.1303	2.08e-99
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.1616	-0.1488	-0.1359	1.00e-106
<i>k-means</i>	<i>fc</i>	-0.0243	-0.0115	0.0013	0.07860

Penjelasan pada Tabel 4.3 dapat dilihat lebih mudah pada Gambar 4.7. Dimana pada gambar tersebut semakin ke kiri menunjukkan semakin bagus kualitas

cluster yang dihasilkan. Metode terbaik di segmen 2 yaitu *k-means*. Dan secara mudah dilihat dari gambar kelompok yang dihasilkan sebanyak dua.



Gambar 4.7 Visualisasi Tukey-Kramer Method Segmen 2

4.3.2 Segmen 3

Pengujian anova dilakukan pada segmen satu menghasilkan nilai $\text{Prob} > F$ atau p-value sebesar $3,60\text{e-}22$ dapat dilihat pada Tabel 4.4 dimana nilai tersebut kurang dari 0.05 sehingga metode berpengaruh terhadap dataset yang digunakan. Kemudian dilakukan uji lanjut *tukey-kramer method*.

Tabel 4.4 Hasil ANOVA Segmen 3

Source	SS	df	MS	F	Prob>F
Columns	0,0402	6	0,0067	19,2318	3,60e-22
Error	1,2191	3493	0,0003		
Total	1,2594	3499			

Uji lanjut menggunakan *tukey-kramer method* menghasilkan 6 kelompok metode berdasarkan kualitas cluster, detail hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.5. Metode *fcm* menjadi metode terbaik dengan nilai rata rata *davies-bouldin index* sebesar 0,803 dan standard error sebesar 0.00083. hasil dari *tukey-kramer method*

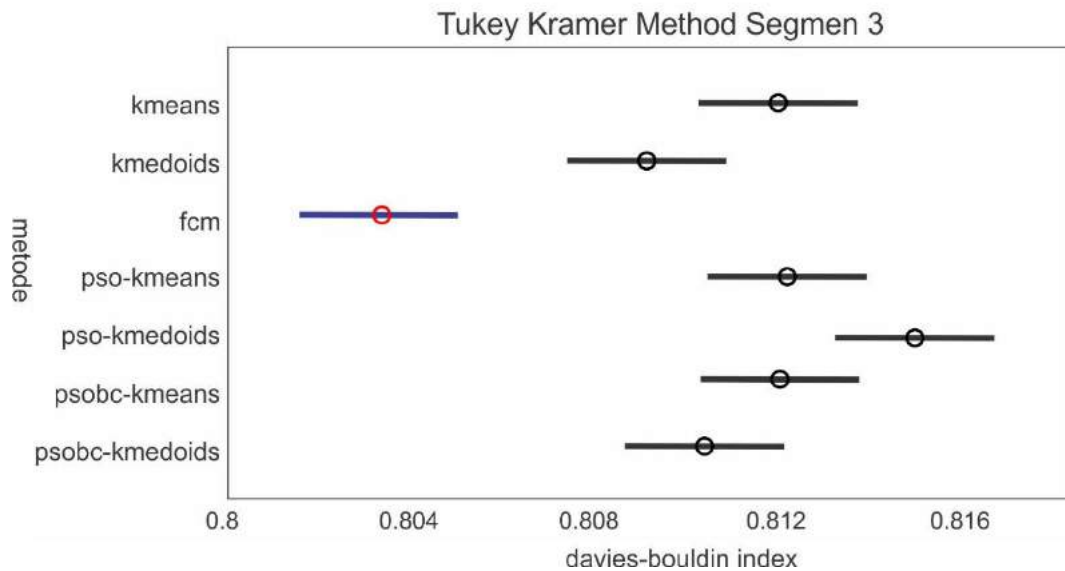
p value yang dihasilkan semua dibawah 0,05 yang berarti metode ini merupakan metode yang paling signifikan diantara yang lain

Tabel 4.5 Hasil *Tukey-Kramer Method* pada Segmen 3

A	B	Lower Bound	$\mu_A - \mu_{AB}$	Upper Bound	pValue
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0,0005	0,00298	0,0063	0,17150
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	0,0052	0,00878	0,0122	3,7066e-08
<i>k-means</i>	<i>pso k-means</i>	-0,0037	-0,00027	0,0032	0,9999
<i>k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0061	-0,00266	0,0007	0,2544
<i>k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0036	-0,00017	0,0032	0,9999
<i>k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0016	0,00186	0,0053	0,6996
<i>k-medoids</i>	<i>fcm</i>	0,0023	0,00580	0,0093	1,6100e-05
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-means</i>	-0,0066	-0,00312	0,0002	0,0977
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0090	-0,00563	-0,0021	4,2828e-05
<i>k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0065	-0,00300	0,00038	0,1189
<i>k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0045	-0,00102	0,00242	0,9736
<i>fcm</i>	<i>pso k-means</i>	-0,0125	-0,00902	-0,0055	3,7064e-08
<i>fcm</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0149	-0,01145	-0,0079	3,7064e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0124	-0,00891	-0,0054	3,7064e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0103	-0,00682	-0,0034	1,4790e-07
<i>pso k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0058	-0,00242	0,0010	0,3869
<i>pso k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0033	9,246e-05	0,0035	0,9999
<i>pso k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0013	0,00210	0,00561	0,5425
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0009	0,00253	0,00599	0,3395
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	0,0010	0,00451	0,00803	0,0022
<i>psobc k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0014	0,00208	0,00552	0,5958
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0,0005	0,00298	0,0063	0,17150
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	0,0052	0,00878	0,0122	3,706e-08

Penjelasan pada Tabel 4.5 dapat dilihat lebih mudah pada Gambar 4.8 Visualisasi *Tukey-Kramer Method* Segmen 3. Dimana pada gambar tersebut

semakin ke kiri menunjukkan semakin bagus kualitas cluster yang dihasilkan. Metode terbaik di segmen 3 yaitu *fuzzy c-means*.



Gambar 4.8 Visualisasi Tukey-Kramer Method Segmen 3

4.3.3 Segmen 4

Pengujian anova dilakukan pada segmen satu menghasilkan nilai Prob > F atau p-value sebesar 4,90e-13 dapat dilihat pada Tabel 4.6 dimana nilai tersebut kurang dari 0.05 sehingga metode berpengaruh terhadap dataset yang digunakan. Kemudian dilakukan uji statistik lanjut menggunakan *tukey-kramer method*.

Tabel 4.6 Hasil ANOVA Segmen 4

Source	SS	df	MS	F	Prob>F
Columns	0,07768	6	0,0129	11,7117	4,90e-13
Error	3,8615	3493	0,0011		
Total	3,9392	3499			

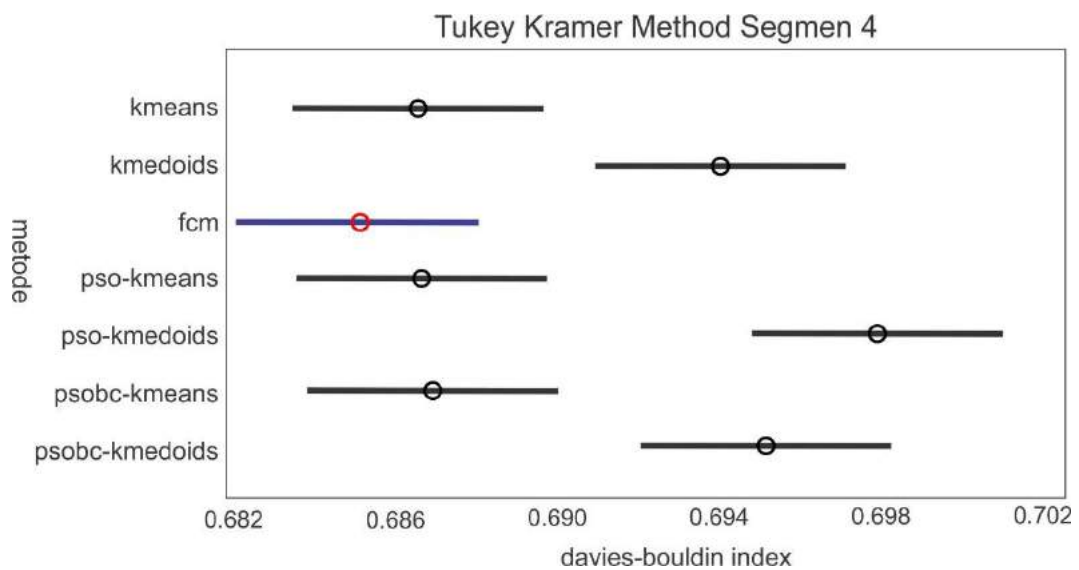
Uji lanjut menggunakan tukey-kramer method menghasilkan 2 kelompok metode berdasarkan kualitas cluster, detail hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.7. Metode fcm masih menjadi metode terbaik pada segmen 4 dengan nilai rata

rata *davies-bouldin index* sebesar 0,6852 dan standard error sebesar 0.0014. metode fcm berada satu kelompok dengan *k-means*, *psok-means* dan *psobc-k-means*. Dan terdapat perbedaan hasil dengan *k-medoids* *pso k-medoids*, dan *psobc k-medoids*.

Tabel 4.7 Hasil *Tukey-Kramer Method* pada Segmen 4

A	B	Lower Bound	$\mu_A - \mu_{AB}$	Upper Bound	pValue
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0,0005	0,00298	0,0063	0,17150
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	0,0052	0,00878	0,0122	3,706e-08
<i>k-means</i>	<i>pso k-means</i>	-0,0037	-0,00027	0,0032	0,9999
<i>k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0061	-0,00266	0,0007	0,2544
<i>k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0036	-0,00017	0,0032	0,9999
<i>k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0016	0,00186	0,0053	0,6996
<i>k-medoids</i>	<i>fcm</i>	0,0023	0,00580	0,0093	1,600e-05
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-means</i>	-0,0066	-0,00312	0,0002	0,0977
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0090	-0,00563	-0,0021	4,288e-05
<i>k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0065	-0,00300	0,00038	0,1189
<i>k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0045	-0,00102	0,00242	0,9736
<i>fcm</i>	<i>pso k-means</i>	-0,0125	-0,00902	-0,0055	3,704e-08
<i>fcm</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0149	-0,01145	-0,0079	3,704e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0124	-0,00891	-0,0054	3,704e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0103	-0,00682	-0,0034	1,470e-07
<i>pso k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0,0058	-0,00242	0,0010	0,3869
<i>pso k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0033	9,24e-05	0,0035	0,9999
<i>pso k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0013	0,00210	0,00561	0,5425
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	-0,0009	0,00253	0,00599	0,3395
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	0,0010	0,00451	0,00803	0,0022
<i>psobc k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0,0014	0,00208	0,00552	0,5958
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0,0005	0,00298	0,0063	0,17150
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	0,0052	0,00878	0,0122	3,706e-08

Penjelasan pada Tabel 4.7 dapat dilihat lebih mudah pada Gambar 4.9. Dimana pada gambar tersebut semakin ke kiri menunjukkan semakin bagus kualitas cluster yang dihasilkan. Metode terbaik di segmen 4 yaitu *fuzzy c-means*. Dan secara mudah dilihat dari gambar kelompok yang dihasilkan sebanyak dua.



Gambar 4.9 Visualisasi *Tukey-Kramer Method* Segmen 4

4.3.4 Segmen 5

Pengujian anova dilakukan pada segmen satu menghasilkan nilai Prob > F atau p-value sebesar 0 dapat dilihat pada Tabel 4.12 dimana nilai tersebut kurang dari 0.05 sehingga metode berpengaruh terhadap dataset yang digunakan. Kemudian dilakukan uji statistik lanjut menggunakan *tukey-kramer method*.

Tabel 4.8 Hasil ANOVA Segmen 5

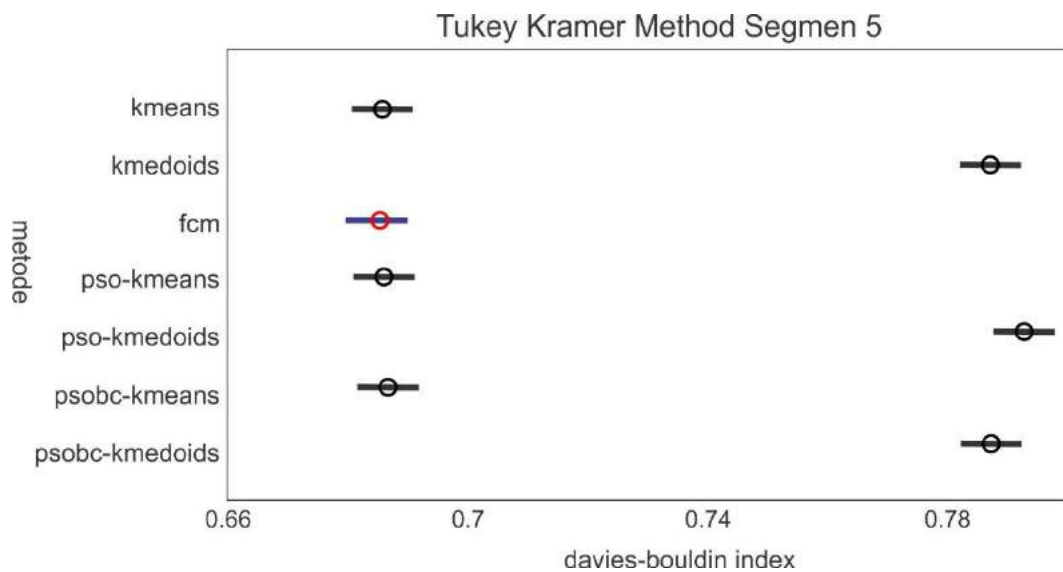
Source	SS	df	MS	F	Prob>F
Columns	9.6955	6	1.6159	513.8771	0
Error	10.9840	3493	0.0031		
Total	20.6796	3499			

Uji lanjut menggunakan *tukey-kramer method* menghasilkan 2 kelompok metode berdasarkan kualitas cluster, detail hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.9. Metode fcm masih menjadi metode terbaik pada segmen 5 dengan nilai rata rata *davies-bouldin index* sebesar 0,6833 dan standard error sebesar 0.0025. metode fcm berada satu kelompok dengan *k-means*, *pso-k-means* dan *psobc-k-means*. Dan terdapat perbedaan hasil dengan *k-medoids*, *pso k-medoids*, dan *psobc k-medoids*.

Tabel 4.9 Hasil *Tukey-Kramer Method* Segmen 5

A	B	Lower Bound	$\mu_A - \mu_{AB}$	Upper Bound	pValue
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.1146	-0.1046	-0.0937	3.70e-08
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	-0.0098	0.0009	0.0110	0.9999
<i>k-means</i>	<i>pso k-means</i>	-0.0104	-1.993e-05	0.0104	0.9999
<i>k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.1205	-0.1101	-0.0996	3.704e-08
<i>k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0106	-0.0001	0.01026	0.99991
<i>k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1148	-0.1041	-0.0938	3.704e-08
<i>k-medoids</i>	<i>fcm</i>	0.0942	0.1049	0.1152	3.704e-08
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-means</i>	0.0936	0.1043	0.1146	3.704e-08
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0163	-0.0053	0.0045	0.63892
<i>k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0935	0.1039	0.1144	3.704e-08
<i>k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0106	-0.0003	0.0102	0.99998
<i>fcm</i>	<i>pso k-means</i>	-0.0110	-0.0001	0.0098	0.99993
<i>fcm</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.1211	-0.1103	-0.1002	3.704e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0112	-0.0000	0.0096	0.99994
<i>fcm</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1153	-0.1043	-0.0944	3.704e-08
<i>pso k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.1205	-0.1108	-0.0995	3.704e-08
<i>pso k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0106	-0.0009	0.0102	0.99993
<i>pso k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1147	-0.1048	-0.0938	3.704e-08
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0994	0.1093	0.1203	3.704e-08
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0047	0.0056	0.0161	0.67375
<i>psobc k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.1146	-0.1043	-0.0937	3.704e-08
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.1146	-0.1046	-0.0937	3.706e-08
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	-0.0098	0.0009	0.0110	0.9999

. Dimana pada gambar tersebut semakin ke kiri menunjukkan semakin bagus kualitas cluster yang dihasilkan. Metode terbaik di segmen 5 yaitu *fuzzy c-means*. Dan secara mudah dilihat dari gambar kelompok yang dihasilkan sebanyak dua.



Gambar 4.10 Visualisasi tukey-kramer method segmen 5

4.3.5 Segmen 6

Pengujian anova dilakukan pada segmen satu menghasilkan nilai Prob > F atau p-value sebesar $2,51e-244$ dapat dilihat pada Tabel 4.10 dimana nilai tersebut kurang dari 0.05 sehingga metode berpengaruh terhadap dataset yang digunakan. Kemudian dilakukan uji statistik lanjut menggunakan *tuker-kramer method*.

Tabel 4.10 Hasil ANOVA Segmen 6

Source	SS	df	MS	F	Prob>F
Columns	0,3669	6	0,0611	225,87	2,51e-244
Error	0,9458	3493	0,0002		
Total	1,3128	3499			

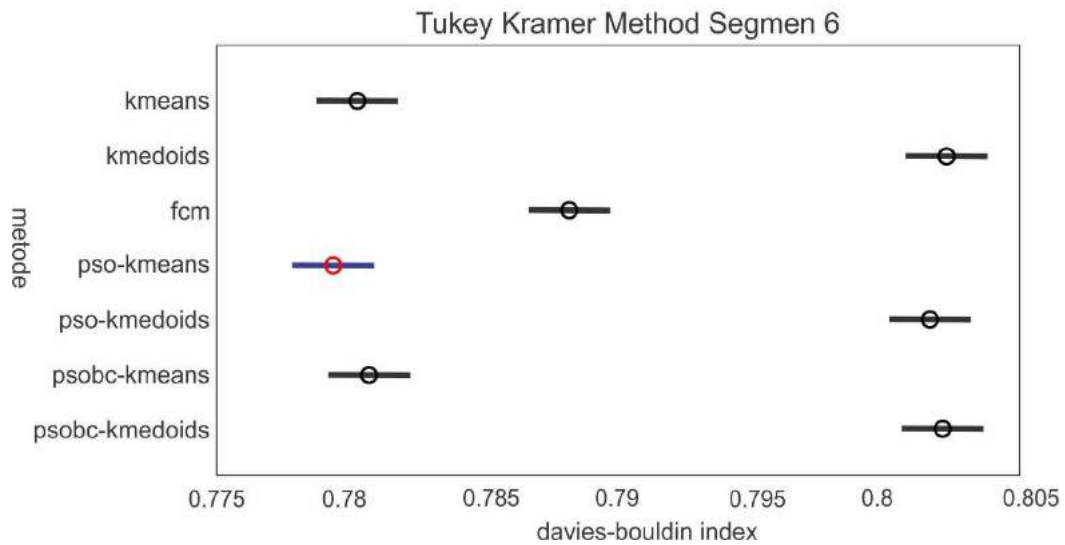
Uji statistik lanjut menggunakan tukey-kramer method menghasilkan 3 kelompok metode berdasarkan kualitas cluster, detail hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.11. Metode usulan *pso-k-means* menjadi metode terbaik pada segmen 6 dengan nilai rata rata *davies-bouldin index* sebesar 0,77923 dan standard error sebesar 0,0007. metode *pso-k-means* berada satu kelompok dengan *k-means*, *psok-*

means, terdapat perbedaan hasil dengan *k-medoids* *pso k-medoids*, dan *psobc k-medoids* dan juga dengan *fcm*.

Tabel 4.11 Hasil *Tukey-Kramer Method* Segmen 6

A	B	Lower Bound	$\mu_A - \mu_{AB}$	Upper Bound	pValue
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.0251	-0.02202	-0.0190	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	-0.0110	-0.00791	-0.0048	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>pso k-means</i>	-0.0021	0.00097	0.0040	0.9704
<i>k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0245	-0.02144	-0.0183	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0035	-0.00041	0.0025	0.9991
<i>k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0250	-0.02190	-0.0189	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>fcm</i>	0.0110	0.01419	0.0171	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-means</i>	0.0199	0.02302	0.0260	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0024	0.00063	0.0036	0.99716644
<i>k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0185	0.02151	0.0246	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0029	8.533e-05	0.00315	0.9999
<i>fcm</i>	<i>pso k-means</i>	0.0058	0.00898	0.01197	3.7064e-08
<i>fcm</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0165	-0.01351	-0.0104	3.7064e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0043	0.00740	0.0105	3.7076e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0171	-0.01407	-0.0109	3.7064e-08
<i>pso k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0254	-0.02244	-0.0109	3.7064e-08
<i>pso k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0045	-0.00148	0.00162	0.80941796
<i>pso k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0260	-0.02299	-0.0198	3.7064e-08
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0178	0.02093	0.02403	3.7064e-08
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0035	-0.00059	0.0025	0.9987
<i>psobc k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0245	-0.02149	-0.0184	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.0251	-0.02202	-0.0190	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	-0.0110	-0.00791	-0.0048	3.7064e-08

Penjelasan pada Tabel 4.11 dapat dilihat lebih mudah pada Gambar 4.11. Dimana pada gambar tersebut semakin ke kiri menunjukkan semakin bagus kualitas cluster yang dihasilkan. Metode terbaik di segmen 6 yaitu *metode usulan particle swarm optimization k-means*.



Gambar 4.11 Visualisasi *Tukey-Kramer Method* Segmen 6

4.3.6 Segmen 7

Pengujian anova dilakukan pada segmen satu menghasilkan nilai $\text{Prob} > F$ atau p-value sebesar $2.604\text{e-}44$ dapat dilihat pada Tabel 4.12 dimana nilai tersebut kurang dari 0.05 sehingga metode berpengaruh terhadap dataset yang digunakan. Kemudian dilakukan uji statistik lanjut menggunakan *tukey-kramer method*.

Tabel 4.12 Hasil ANOVA Segmen 7

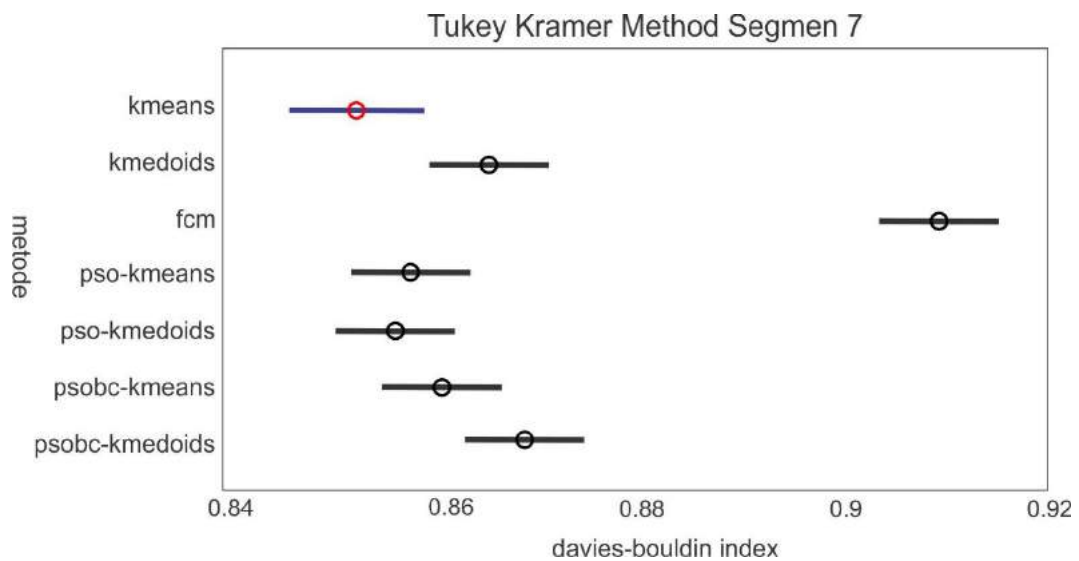
Source	SS	df	MS	F	Prob>F
Columns	1.1198	6	0.1866	37.4923	2.604e-44
Error	17.3886	3493	0.0049		
Total	18.5084	3499			

Uji statistik lanjut menggunakan *tukey-kramer method* menghasilkan 3 kelompok metode berdasarkan kualitas cluster, detail hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.13. Metode *k-means* menjadi metode terbaik pada segmen 7 dengan nilai rata rata *davies-bouldin index* sebesar 0,85078 dan standard error sebesar 0,0031.

Tabel 4.13 Hasil *Tukey-Kramer Method* Segmen 7

A	B	Lower Bound	$\mu_A - \mu_{AB}$	Upper Bound	pValue
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.0251	-0.02202	-0.0190	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	-0.0110	-0.00791	-0.0048	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>pso k-means</i>	-0.0021	0.00097	0.0040	0.9704
<i>k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0245	-0.02144	-0.0183	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0035	-0.00041	0.0025	0.9991
<i>k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0250	-0.02190	-0.0189	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>fcm</i>	0.0110	0.01419	0.0171	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-means</i>	0.0199	0.02302	0.0260	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0024	0.00063	0.0036	0.99716644
<i>k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0185	0.02151	0.0246	3.7064e-08
<i>k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0029	8.533e-05	0.00315	0.9999
<i>fcm</i>	<i>pso k-means</i>	0.0058	0.00898	0.01197	3.7064e-08
<i>fcm</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0165	-0.01351	-0.0104	3.7064e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0043	0.00740	0.0105	3.7076e-08
<i>fcm</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0171	-0.01407	-0.0109	3.7064e-08
<i>pso k-means</i>	<i>pso k-medoids</i>	-0.0254	-0.02244	-0.0109	3.7064e-08
<i>pso k-means</i>	<i>psobc k-means</i>	-0.0045	-0.00148	0.00162	0.80941796
<i>pso k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0260	-0.02299	-0.0198	3.7064e-08
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc k-means</i>	0.0178	0.02093	0.02403	3.7064e-08
<i>pso k-medoids</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0035	-0.00059	0.0025	0.9987
<i>psobc k-means</i>	<i>psobc kmeoids</i>	-0.0245	-0.02149	-0.0184	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>k-medoids</i>	-0.0251	-0.02202	-0.0190	3.7064e-08
<i>k-means</i>	<i>fcm</i>	-0.0110	-0.00791	-0.0048	3.7064e-08

Penjelasan pada Tabel 4.13 dapat dilihat lebih mudah pada Gambar 4.12. Dimana pada gambar tersebut semakin ke kiri menunjukkan semakin bagus kualitas cluster yang dihasilkan. Metode terbaik di segmen 7 yaitu metode *k-means clustering*.



Gambar 4.12 Visualisasi *Tukey-Kramer Method* Segmen 7

4.3.7 Capaian Hasil

Pada sub-bab 4.2 dan 4.3 Pengimplementasian *particle swarm optimization* sebagai penentu titik centroid awal cluster bisa dibilang berhasil, nilai-nilai yang terbentuk tidak jauh berbeda dengan metode tradisional yang penentuan titik centroidnya secara acak. Bahkan untuk *particle swarm optimization k-means* menjadi metode terbaik pada segmen enam.

Hasil keseluruhan berdasarkan hasil uji statistik dan uji lanjut metode terbaik pada tiap segmen berbeda-beda. Dapat dilihat pada Tabel 4.14, metode *k-means clustering* menjadi metode terbaik pada segmen dua dan tujuh, metode fuzzy c-means menjadi metode terbaik pada segmen dua sampai empat, dan metode yang diusulkan *particle swarm optimization k-means* menjadi metode terbaik pada segmen enam.

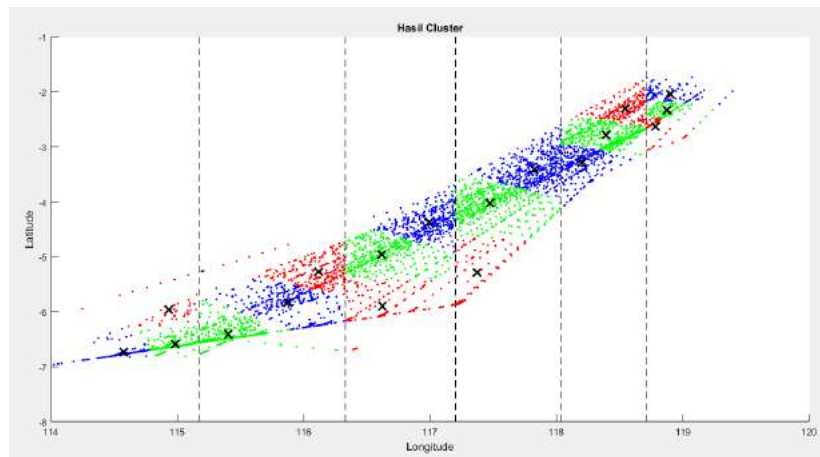
Setelah didapatkan metode terbaik, metode tersebut digunakan sehingga terbentuk tiga area pada tiap segmen seperti pada Gambar 4.13. Warna hijau

menandakan suatu area dengan record data ADSB terbanyak, kemudian biru dan yang paling sedikit berwarna merah.

Tabel 4.14 Metode Terbaik Tiap Segmen

Segmen	Kelompok metode terbaik	Metode Terbaik	Davies-bouldin index
Segmen 2	<ul style="list-style-type: none"> • <i>K-means</i> • <i>Particle swarm optimization k-means</i> • <i>Particle swarm optimization based cluster k-means</i> • <i>Fuzzy c-means</i> 	<i>K-means</i>	0.668
Segmen 3	Fuzzy c-means	Fuzzy c-means	0,803
Segmen 4	<ul style="list-style-type: none"> • Fuzzy c-means • <i>K-means</i> • <i>Particle swarm optimization k-means</i> • <i>Particle swarm optimization based cluster k-means</i> 	Fuzzy c-means	0,685
Segmen 5	<ul style="list-style-type: none"> • Fuzzy c-means • <i>K-means</i> • <i>Particle swarm optimization k-means</i> • <i>Particle swarm optimization based cluster k-means</i> 	Fuzzy c-means	0,683
Segmen 6	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Particle swarm optimization k-means</i> • <i>K-means</i> • <i>Particle swarm optimization based cluster k-means</i> 	<i>Particle swarm optimization k-means</i>	0,779
Segmen 7	<ul style="list-style-type: none"> • <i>K-means</i> • <i>Particle swarm optimization k-medoids</i> • <i>Particle swarm optimization k-means</i> • <i>Particle swarm optimization based cluster k-means</i> 	<i>K-means</i>	0,850

Area yang terbentuk dapat digunakan untuk membentuk sebuah pola. Pertama tiap rute dipetakan terhadap cluster di tiap segmennya sehingga memiliki lima hingga tujuh titik cluster, perbedaan titik yang didapat dikarenakan pada segmen dua dan segmen tujuh terdapat penerbangan yang masih mengalami perubahan ketinggian. Setelah dipetakan dibentuk sebuah pola menggunakan perhitungan interpolasi titik-titik centroid cluster yang dilaluinya.



Gambar 4.13 Area yang Terbentuk berdasarkan Hasil Cluster Metode Terbaik.

Pada Gambar 4.14 adalah satu dari 90 garis interpolasi yang terbentuk (selengkapnya ada di Lampiran 1 – 90). Garis interpolasi tersebut memiliki lima persamaan (persamaan 4.1 – 4.5) yaitu:

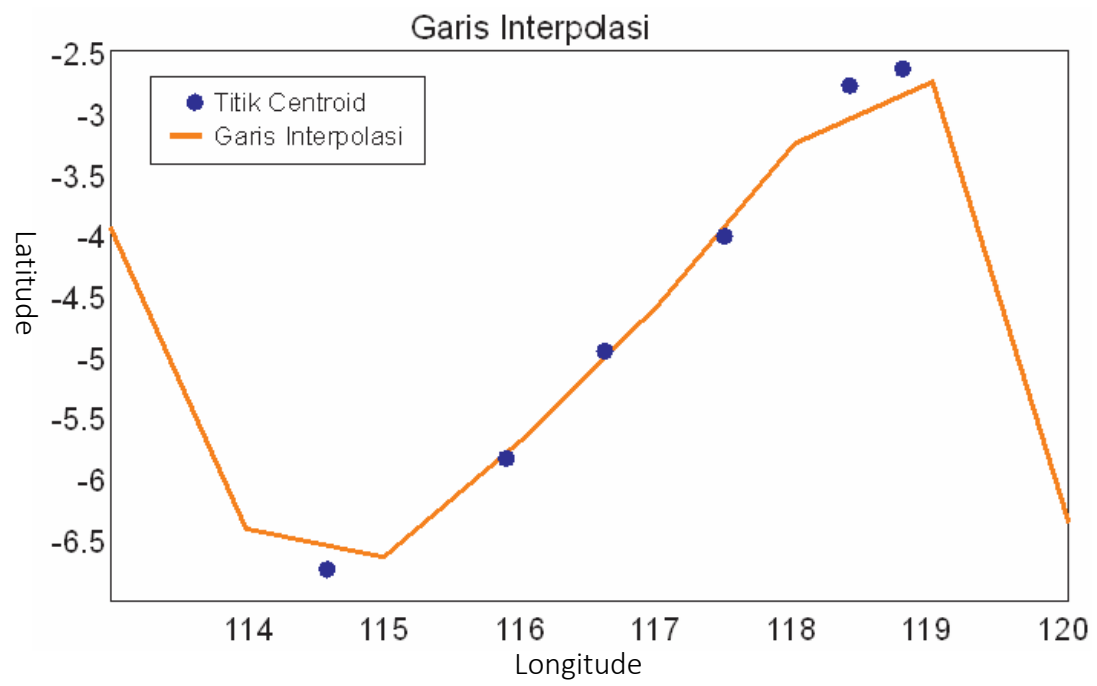
$$-0.0371x^3 + 0.3553x^2 + 0.3023x - 6.7366, 114.5794 < x < 115.8753 \quad (4.1)$$

$$-0.0371x^3 + 0.2109x^2 + 1.0362x - 5.8289, 115.8753 < x < 116.6147 \quad (4.2)$$

$$-0.1102x^3 + 0.1286x^2 + 1.2873x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.8277 \quad (4.3)$$

$$0.3815x^3 - 0.2724x^2 + 1.1128x - 3.4082, 117.8277 < x < 118.3821 \quad (4.4)$$

$$0.3815x^3 + 0.3612x^2 + 1.1626x - 2.8099, 118.3821 < x < 118.9032 \quad (4.5)$$



Gambar 4.14 Hasil Interpolasi pada Rute Pertama

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil uji coba dari metode usulan memberikan beberapa kesimpulan yaitu :

1. Untuk menentukan metode *clustering* yang tepat dengan cara membandingkan nilai evaluasi cluster menggunakan metode statistik *Analysis of variance* serta metode statistik lanjut menggunakan *tukey-kramer method*.
2. Implementasi *particle swarm optimization* pada *k-means* berhasil dalam mengelompokkan data *Automatic Dependent Surveillance-Broadcast* (ADS-B), karena hasil cluster yang dihasilkan selalu menjadi kelompok metode terbaik kecuali segmen tiga, dan menjadi metode terbaik pada segmen enam.
3. Similaritas tiap segmen berbeda-beda hal ini terbukti metode terbaik tiap segmen berbeda-beda.

5.2 Saran

Perbaikan pengelompokan untuk similaritas data penerbangan masih sangat perlu dilakukan, masih terdapat tempat tempat yang belum di eksplorasi seperti perbaikan data sebelum di proses dan menghilangkan noise. Selain itu diperlukan penelitian guna membantu partisi tiap segmen/sub-segmen dan jumlah cluster di tiap partisi tersebut.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR PUSTAKA

- Alswaitti, M., Albughdadi, M. & Isa, N. A. M., 2018. Density-based particle swarm optimization algorithm for data clustering. *Elsevier Expert Systems with Applications*, Volume 91, pp. 170-186.
- Atabay, H. A., Sheikhzadeh, M. J. & Torshizi, M., 2016. *A Clustering Algorithm Based on Integration of K-means and PSO*. Bam, Iran, Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation.
- Bezdek, J. C., 1981. *Pattern Recognition With Fuzzy Objective Function Algorithms*. 1 ed. New York: Springer US.
- Chatterjee, P. & Milanfar, P., July 2009. Clustering-based Denoising with Locally Learned Dictionaries. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(No.7).
- Davies, D. L. & Bouldin, D. W., 1979 . A Cluster Separation Measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-1(2), pp. 224 - 227.
- DeArmon, J., Taylor, C., Masek, T. & Wanke, C., 2014. *Air Route Clustering for a Queuing Network Model of the National Airspace System*. Atlanta, GA, AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations Conference.
- Dunn, J. C., 1973. A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters. *Journal of Cybernetics*, 3(3), pp. 32-57.
- Ferri, O., 2015. *Liputan6.com*. [Online] Available at: <http://news.liputan6.com/read/2379456/5-faktor-penyebab-jatuhnya-airasia-qz8501>
[Accessed 8 November 2017].
- Jain, S. & Kaur, A., 2016. A Review Paper on Comparison of Clustering. *International Journal for Innovative Research in Science & Technology*, 3(05), pp. 178-182.
- Kalyani, S. & Swarup, K., 2011. Particle swarm optimization based K-means clustering approach for security. *Elsevier Expert Systems with Applications*, Volume 38, p. 10839–10846.

- Kamber, J. H. a. M., 2006. *Data Mining: Concepts and Technique*. s.l.:Elsevier.
- Kampouraki, A., Manis, G. & Nikou, C., 2009. Heartbeat Time Series Classification With Support Vector Machines. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 13(4), pp. 512 - 518.
- Komite Nasional Keselamatan Kerja, 2016. <http://knkt.dephub.go.id>. [Online] Available at: http://knkt.dephub.go.id/knkt/ntsc_home/Media_Release/Media%20Release%20KNKT%202016/Media%20Release%202016%20-%20IK%20Penerbangan%2020161130.pdf [Accessed 18 Juni 2018].
- Lee, J.-G., Han, J. & Whang, K.-Y., 2007. *Trajectory clustering: a partition-and-group framework*. Beijing, China, ACM SIGMOD international conference on Management of data.
- Matteucci, M., n.d. *Clustering - Fuzzy C Means*. [Online] Available at: https://home.deib.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/cmeans.html#dunn [Accessed 18 June 2018].
- Merwe, D. v. d. & Engelbrecht, A., 2003. *Data Clustering using Particle Swarm Optimization*. Canberra, Congress on Evolutionary Computation.
- Miller, J. & Haden, P., 1988. *Statistical Analysis with The General Linear Model*. 1 ed. New Zealand: Department of Psychology University of Otago.
- Ossama, O., Mokhtar, H. M. & El-Sharkawi, M. E., 2011. An extended k-means technique for clustering. *Egyptian Informatics Journal*, 12(1), pp. 45-51.
- Pusadan, M. Y., Buliali, J. L. & Ginardi, R. V. H., 2017. Anomaly detection of flight routes through optimal waypoint. *Journal of Physics: Conference Series*, 801(1).
- Tan, L., 2015. *A Clustering K-means Algorithm Based on Improved PSO Algorithm*. Gwalior, India, International Conference on Communication Systems and Network Technologies.
- Tukey, J. W., 1949. Comparing Individual Means in the Analysis of Variance. *JSTOR*, 5(2), pp. 99-114.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke -1

1. $0.12002x^3 + 0.50098x^2 + 0.49742x - 6.584$, $114.985 < x < 115.8754$
2. $0.12002x^3 + 0.18042x^2 + 1.1041x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.013182x^3 - 0.085767x^2 + 1.174x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.18017x^3 - 0.11978x^2 + 0.99724x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.18017x^3 + 0.2725x^2 + 1.1081x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 2. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-2

1. $0.11329x^3 + 0.60895x^2 + 0.10165x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.8754$
2. $0.11329x^3 + 0.16847x^2 + 1.1092x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.014655x^3 - 0.082786x^2 + 1.1726x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.18057x^3 - 0.1206x^2 + 0.99763x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.18057x^3 + 0.27255x^2 + 1.1079x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 3. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-3

1. $0.165x^3 + 0.78123x^2 - 0.034764x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.8754$
2. $0.165x^3 + 0.13968x^2 + 1.1588x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.25736x^3 - 0.22627x^2 + 1.0947x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.39841x^3 + 0.43778x^2 + 1.2767x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.39841x^3 - 0.65927x^2 + 1.0734x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 4. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-4

1. $0.040297x^3 + 0.36579x^2 + 0.29419x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.8754$
2. $0.040297x^3 + 0.20911x^2 + 1.0393x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.099284x^3 + 0.11974x^2 + 1.2824x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.8283$
4. $0.28987x^3 - 0.24172x^2 + 1.1343x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.28987x^3 + 0.24907x^2 + 1.1385x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 5. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-5

1. $0.61715x^3 - 1.2751x^2 + 0.8505x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.61715x^3 - 0.50057x^2 + 0.10765x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6244$
3. $1.2983x^3 + 1.7598x^2 + 1.6451x - 5.8978$, $116.6244 < x < 117.4748$
4. $0.58953x^3 - 1.5525x^2 + 1.8214x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.58953x^3 - 0.26892x^2 + 0.49953x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8974$

Lampiran 6. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-6

1. $0.13557x^3 + 0.75124x^2 - 0.045336x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.8754$
2. $0.13557x^3 + 0.22413x^2 + 1.2188x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.9919$
3. $0.19991x^3 - 0.22994x^2 + 1.2123x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.19991x^3 + 0.27166x^2 + 1.2472x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 7. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-7

1. $0.032367x^3 + 0.024843x^2 + 1.1712x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
2. $0.032367x^3 - 0.046941x^2 + 1.1548x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.18537x^3 - 0.13046x^2 + 1.0023x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
4. $0.18537x^3 + 0.27314x^2 + 1.1058x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 8. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-8

1. $0.31402x^3 - 1.2088x^2 + 2.2582x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.9919$
2. $0.31402x^3 - 0.15705x^2 + 0.73326x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$
3. $0.023247x^3 + 0.29788x^2 + 0.80127x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
4. $0.023247x^3 + 0.24727x^2 + 1.1969x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 9. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-9

1. $0.11329x^3 + 0.60895x^2 + 0.10165x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.8754$
2. $0.11329x^3 + 0.16847x^2 + 1.1092x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.014655x^3 - 0.082786x^2 + 1.1726x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$

4. $0.18057x^3 - 0.1206x^2 + 0.99763x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.18057x^3 + 0.27255x^2 + 1.1079x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 10. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-10

1. $0.21734x^3 - 0.48689x^2 + 1.2907x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
2. $0.21734x^3 + 0.083644x^2 + 0.93782x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
3. $0.86051x^3 + 0.62899x^2 + 1.5338x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
4. $0.86051x^3 - 1.2169x^2 + 1.1135x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 11. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-11

1. $0.11498x^3 + 0.6146x^2 + 0.09718x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.8754$
2. $0.11498x^3 + 0.16753x^2 + 1.1108x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.14778x^3 - 0.087488x^2 + 1.17x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.8283$
4. $0.76103x^3 + 0.45053x^2 + 1.6106x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
5. $0.76103x^3 - 1.182x^2 + 1.0876x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 12. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-12

1. $0.12292x^3 + 0.52004x^2 + 0.43881x - 6.7367$, $114.5794 < x < 116.1169$
2. $0.12292x^3 - 0.046929x^2 + 1.1662x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.4605x^3 - 0.36961x^2 + 0.80174x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$
4. $0.4605x^3 + 0.29755x^2 + 0.76694x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.5433$

Lampiran 13. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-13

1. $0.041865x^3 + 0.35577x^2 + 0.21586x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.041865x^3 + 0.20722x^2 + 0.88177x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.099835x^3 + 0.097323x^2 + 1.1483x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.23598x^3 - 0.15318x^2 + 1.1015x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.23598x^3 + 0.24638x^2 + 1.1541x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 14. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-14

1. $0.032367x^3 + 0.024843x^2 + 1.1712x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
2. $0.032367x^3 - 0.046941x^2 + 1.1548x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.18537x^3 - 0.13046x^2 + 1.0023x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
4. $0.18537x^3 + 0.27314x^2 + 1.1058x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 15. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-15

1. $0.031834x^3 - 0.091239x^2 + 1.0128x - 6.7367$, $114.5794 < x < 116.1169$
2. $0.031834x^3 + 0.055592x^2 + 0.95802x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.12152x^3 + 0.13916x^2 + 1.1284x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.24363x^3 - 0.16574x^2 + 1.1062x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.24363x^3 + 0.24676x^2 + 1.1519x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 16. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-16

1. $0.032367x^3 + 0.024843x^2 + 1.1712x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
2. $0.032367x^3 - 0.046941x^2 + 1.1548x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.18537x^3 - 0.13046x^2 + 1.0023x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
4. $0.18537x^3 + 0.27314x^2 + 1.1058x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 17. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-17

1. $0.086657x^3 + 0.29938x^2 + 0.83543x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
2. $0.086657x^3 + 0.071897x^2 + 1.1603x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
3. $0.23133x^3 - 0.14554x^2 + 1.0987x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
4. $0.23133x^3 + 0.24615x^2 + 1.1555x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 18. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-18

1. $0.18266x^3 - 0.47802x^2 + 1.4254x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
2. $0.18266x^3 - 0.072919x^2 + 1.0181x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.38087x^3 + 0.39839x^2 + 1.298x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
4. $0.38087x^3 - 0.65035x^2 + 1.0668x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 19. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-19

1. $0.21734x^3 - 0.48689x^2 + 1.2907x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
2. $0.21734x^3 + 0.083644x^2 + 0.93782x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
3. $0.86051x^3 + 0.62899x^2 + 1.5338x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
4. $0.86051x^3 - 1.2169x^2 + 1.1135x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 20. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-20

1. $0.43535x^3 - 0.36118x^2 - 0.065872x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6244$
2. $0.43535x^3 + 0.61696x^2 + 0.12569x - 5.8978$, $116.6244 < x < 117.3729$
3. $1.0337x^3 + 1.5946x^2 + 1.7812x - 5.2754$, $117.3729 < x < 118.2006$
4. $1.0337x^3 - 0.97204x^2 + 2.2965x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 21. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-21

1. $1.2572x^3 + 4.3872x^2 - 2.6727x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6244$
2. $1.2572x^3 + 1.5625x^2 + 1.7832x - 5.8978$, $116.6244 < x < 117.4748$
3. $0.92306x^3 - 1.6451x^2 + 1.713x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
4. $0.92306x^3 + 0.36463x^2 + 0.78365x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 22. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-22

1. $0.11539x^3 - 0.2545x^2 + 1.2969x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
2. $0.11539x^3 + 0.0014133x^2 + 1.1098x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.8283$
3. $0.74485x^3 + 0.42151x^2 + 1.6231x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
4. $0.74485x^3 - 1.1763x^2 + 1.0834x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 23. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-23

1. $0.25545x^3 + 0.99374x^2 + 0.054047x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.25545x^3 + 0.67315x^2 + 0.75139x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.070478x^3 - 0.25508x^2 + 1.2578x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.1575x^3 - 0.073224x^2 + 0.9754x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$

$$5. \quad 0.1575x^3 + 0.26968x^2 + 1.118x - 3.2949, 118.2006 < x < 118.8023$$

Lampiran 24. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-24

1. $1.0266x^3 - 3.8176x^2 + 3.9239x - 6.7367, 114.5794 < x < 115.8754$
2. $1.0266x^3 + 0.17401x^2 - 0.79831x - 5.8287, 115.8754 < x < 116.6244$
3. $1.5162x^3 + 2.4806x^2 + 1.1898x - 5.8978, 116.6244 < x < 117.4748$
4. $0.59069x^3 - 1.3879x^2 + 2.1191x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.59069x^3 + 0.23865x^2 + 1.0643x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 25. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-25

1. $0.065029x^3 + 0.2312x^2 + 1.0365x - 5.8287, 115.8754 < x < 116.6147$
2. $0.065029x^3 + 0.086982x^2 + 1.2717x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.8283$
3. $0.065029x^3 - 0.14977x^2 + 1.1955x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.3927$

Lampiran 26. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-26

1. $0.65349x^3 + 2.9695x^2 - 1.9496x - 5.8287, 115.8754 < x < 116.6244$
2. $0.65349x^3 + 1.5012x^2 + 1.3987x - 5.8978, 116.6244 < x < 117.4748$
3. $0.65349x^3 - 0.16606x^2 + 2.5341x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.5433$

Lampiran 27. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-27

1. $0.092154x^3 + 0.50507x^2 + 0.4083x - 5.2795, 116.1169 < x < 116.6147$
2. $0.092154x^3 + 0.36743x^2 + 0.84266x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.055023x^3 + 0.12965x^2 + 1.2702x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.3927$
4. $0.055023x^3 - 0.021859x^2 + 1.3691x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 28. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-28

1. $0.041865x^3 + 0.35577x^2 + 0.21586x - 5.9633, 114.934 < x < 116.1169$
2. $0.041865x^3 + 0.20722x^2 + 0.88177x - 5.2795, 116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.099835x^3 + 0.097323x^2 + 1.1483x - 4.3773, 116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.23598x^3 - 0.15318x^2 + 1.1015x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.3927$

$$5. \quad 0.23598x^3 + 0.24638x^2 + 1.1541x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.9071$$

Lampiran 29. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-29

1. $0.042821x^3 - 0.19499x^2 + 1.3185x - 6.584, 114.985 < x < 116.1169$
2. $0.042821x^3 - 0.049603x^2 + 1.0417x - 5.2795, 116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.077309x^3 + 0.062803x^2 + 1.0532x - 4.3773, 116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.077309x^3 + 0.25678x^2 + 1.3205x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 30. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-30

1. $0.18431x^3 + 0.84807x^2 + 0.10254x - 6.584, 114.985 < x < 115.4035$
2. $0.18431x^3 + 0.61675x^2 + 0.71534x - 6.406, 115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.035568x^3 - 0.052996x^2 + 1.3982x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.8283$
4. $0.25382x^3 - 0.18249x^2 + 1.1124x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.25382x^3 + 0.24727x^2 + 1.149x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 31. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-31

1. $0.053211x^3 + 0.39254x^2 + 0.18825x - 5.9633, 114.934 < x < 116.1169$
2. $0.053211x^3 + 0.20373x^2 + 0.89351x - 5.2795, 116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.030842x^3 + 0.064046x^2 + 1.1278x - 4.3773, 116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.22743x^3 - 0.013341x^2 + 1.1702x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.22743x^3 - 0.39842x^2 + 0.93784x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 32. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-32

1. $0.43535x^3 - 0.36118x^2 - 0.065872x - 5.8287, 115.8754 < x < 116.6244$
2. $0.43535x^3 + 0.61696x^2 + 0.12569x - 5.8978, 116.6244 < x < 117.3729$
3. $1.0337x^3 + 1.5946x^2 + 1.7812x - 5.2754, 117.3729 < x < 118.2006$
4. $1.0337x^3 - 0.97204x^2 + 2.2965x - 3.2949, 118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 33. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-33

1. $0.051142x^3 + 0.054373x^2 + 0.44224x - 5.9633, 114.934 < x < 116.1169$

2. $0.051142x^3 + 0.23585x^2 + 0.78551x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.66538x^3 + 0.3701x^2 + 1.3157x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $1.7823x^3 - 1.2994x^2 + 0.53846x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.2006$
5. $1.7823x^3 + 0.69118x^2 + 0.31202x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.9071$

Lampiran 34. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-34

1. $0.49836x^3 + 1.3642x^2 + 0.2189x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
2. $0.49836x^3 + 0.055989x^2 + 1.4616x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
3. $1.71x^3 - 1.1945x^2 + 0.50941x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.2006$
4. $1.71x^3 + 0.71535x^2 + 0.33104x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.9071$

Lampiran 35. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-35

1. $0.075392x^3 + 0.46442x^2 + 0.13426x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.075392x^3 + 0.1969x^2 + 0.91647x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.10403x^3 - 0.0010065x^2 + 1.0879x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.10403x^3 + 0.26002x^2 + 1.3045x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 36. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-36

1. $0.12002x^3 + 0.50098x^2 + 0.49742x - 6.584$, $114.985 < x < 115.8754$
2. $0.12002x^3 + 0.18042x^2 + 1.1041x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.013182x^3 - 0.085767x^2 + 1.174x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.18017x^3 - 0.11978x^2 + 0.99724x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.18017x^3 + 0.2725x^2 + 1.1081x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 37. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-37

1. $0.032367x^3 + 0.024843x^2 + 1.1712x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
2. $0.032367x^3 - 0.046941x^2 + 1.1548x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.18537x^3 - 0.13046x^2 + 1.0023x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
4. $0.18537x^3 + 0.27314x^2 + 1.1058x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 38. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-38

1. $0.018921x^3 + 0.36916x^2 + 0.45781x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.6147$
2. $0.018921x^3 + 0.3409x^2 + 0.8113x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.33352x^3 + 0.29208x^2 + 1.3557x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
4. $0.33352x^3 - 0.62629x^2 + 1.049x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 39. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-39

1. $0.22201x^3 + 0.93954x^2 - 0.22259x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.22201x^3 + 0.15178x^2 + 1.0682x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.49269x^3 - 0.431x^2 + 0.82389x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$
4. $0.090525x^3 + 0.28277x^2 + 0.75231x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.090525x^3 + 0.47987x^2 + 1.3058x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.9071$

Lampiran 40. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-40

1. $0.041865x^3 + 0.35577x^2 + 0.21586x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.041865x^3 + 0.20722x^2 + 0.88177x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.099835x^3 + 0.097323x^2 + 1.1483x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.23598x^3 - 0.15318x^2 + 1.1015x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.23598x^3 + 0.24638x^2 + 1.1541x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 41. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-41

1. $0.2513x^3 + 0.98525x^2 + 0.056875x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.2513x^3 + 0.66986x^2 + 0.74928x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.045711x^3 - 0.24329x^2 + 1.266x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.27964x^3 - 0.12535x^2 + 0.94889x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.27964x^3 + 0.48351x^2 + 1.2088x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.9071$

Lampiran 42. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-42

1. $0.19701x^3 + 0.90243x^2 + 0.082021x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$

2. $0.19701x^3 + 0.65518x^2 + 0.73364x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.9919$
3. $0.10457x^3 - 0.2836x^2 + 1.3239x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.10457x^3 - 0.021214x^2 + 1.0689x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$

Lampiran 43. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-43

1. $0.0092084x^3 - 0.089497x^2 + 1.2421x - 6.584$, $114.985 < x < 116.1169$
2. $0.0092084x^3 - 0.058233x^2 + 1.0749x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.2775x^3 - 0.03406x^2 + 0.99419x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.87903x^3 + 0.66221x^2 + 1.5196x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
5. $0.87903x^3 - 1.2234x^2 + 1.1183x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 44. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-44

1. $0.16368x^3 + 0.61099x^2 + 0.43408x - 6.584$, $114.985 < x < 115.8754$
2. $0.16368x^3 + 0.17382x^2 + 1.1328x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.17817x^3 - 0.18919x^2 + 1.1214x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.11497x^3 + 0.27053x^2 + 1.1914x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.11497x^3 - 0.046044x^2 + 1.3974x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 45. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-45

1. $0.01076x^3 + 0.016855x^2 + 0.4199x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.01076x^3 + 0.003351x^2 + 0.42835x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6244$
3. $0.83883x^3 - 0.036058x^2 + 0.38842x - 5.8978$, $116.6244 < x < 117.3729$
4. $1.286x^3 + 1.8477x^2 + 1.7446x - 5.2754$, $117.3729 < x < 118.2006$
5. $1.286x^3 - 1.3453x^2 + 2.1603x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8974$

Lampiran 46. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-46

1. $0.25545x^3 + 0.99374x^2 + 0.054047x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.25545x^3 + 0.67315x^2 + 0.75139x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.070478x^3 - 0.25508x^2 + 1.2578x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.1575x^3 - 0.073224x^2 + 0.9754x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$

$$5. \quad 0.1575x^3 + 0.26968x^2 + 1.118x - 3.2949, 118.2006 < x < 118.8023$$

Lampiran 47. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-47

1. $0.14459x^3 + 0.39321x^2 + 0.89283x - 6.584, 114.985 < x < 116.1169$
2. $0.14459x^3 - 0.097719x^2 + 1.2273x - 5.2795, 116.1169 < x < 116.9919$
3. $1.0164x^3 - 0.47729x^2 + 0.72411x - 4.3773, 116.9919 < x < 117.4748$
4. $0.64665x^3 + 0.99516x^2 + 0.9742x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.64665x^3 - 0.78543x^2 + 1.1667x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 48. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-48

1. $1.3981x^3 - 4.1104x^2 + 3.3996x - 6.584, 114.985 < x < 115.8754$
2. $1.3981x^3 - 0.37607x^2 - 0.59474x - 5.8287, 115.8754 < x < 116.6244$
3. $1.8576x^3 + 2.7652x^2 + 1.1946x - 5.8978, 116.6244 < x < 117.4748$
4. $1.0833x^3 - 1.9741x^2 + 1.8673x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.2006$
5. $1.0833x^3 + 0.3845x^2 + 0.71367x - 3.2949, 118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 49. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-49

1. $0.25545x^3 + 0.99374x^2 + 0.054047x - 6.584, 114.985 < x < 115.4035$
2. $0.25545x^3 + 0.67315x^2 + 0.75139x - 6.406, 115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.070478x^3 - 0.25508x^2 + 1.2578x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.1575x^3 - 0.073224x^2 + 0.9754x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.1575x^3 + 0.26968x^2 + 1.118x - 3.2949, 118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 50. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-50

1. $0.18261x^3 + 0.6587x^2 + 0.40661x - 6.584, 114.985 < x < 115.8754$
2. $0.18261x^3 + 0.17096x^2 + 1.1453x - 5.8287, 115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.26114x^3 - 0.23404x^2 + 1.0986x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.3993x^3 + 0.43978x^2 + 1.2756x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.3993x^3 - 0.65972x^2 + 1.0737x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 51. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-51

1. $0.61065x^3 - 1.5848x^2 + 1.9502x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
2. $0.61065x^3 + 0.018227x^2 + 0.57944x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$
3. $0.60556x^3 + 0.9029x^2 + 1.0243x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
4. $0.60556x^3 - 0.76455x^2 + 1.1513x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 52. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-52

1. $0.20576x^3 - 0.87422x^2 + 2.1467x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.9919$
2. $0.20576x^3 + 0.1063x^2 + 0.92697x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
3. $0.85694x^3 + 0.62259x^2 + 1.5366x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
4. $0.85694x^3 - 1.2157x^2 + 1.1125x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 53. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-53

1. $0.14602x^3 - 0.52829x^2 + 1.6176x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
2. $0.14602x^3 + 0.0022973x^2 + 0.98052x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.37226x^3 + 0.37906x^2 + 1.3085x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
4. $0.37226x^3 - 0.64597x^2 + 1.0635x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 54. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-54

1. $0.19066x^3 + 0.86106x^2 + 0.098216x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.19066x^3 + 0.62178x^2 + 0.71856x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.012211x^3 - 0.071021x^2 + 1.3856x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.8283$
4. $0.012211x^3 - 0.11548x^2 + 1.1593x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$

Lampiran 55. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-55

1. $0.041865x^3 + 0.35577x^2 + 0.21586x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.041865x^3 + 0.20722x^2 + 0.88177x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.099835x^3 + 0.097323x^2 + 1.1483x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.23598x^3 - 0.15318x^2 + 1.1015x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$

$$5. \quad 0.23598x^3 + 0.24638x^2 + 1.1541x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.9071$$

Lampiran 56. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-56

$$1. \quad 0.049657x^3 + 1.2013x - 4.3773, 116.9919 < x < 118.3927$$

Lampiran 57. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-57

$$2. \quad 0.5683x^3 - 1.1746x^2 + 0.817x - 6.584, 114.985 < x < 115.4035$$

$$3. \quad 0.5683x^3 - 0.46136x^2 + 0.1326x - 6.406, 115.4035 < x < 116.6244$$

$$4. \quad 0.98598x^3 + 1.6201x^2 + 1.5473x - 5.8978, 116.6244 < x < 117.8283$$

$$5. \quad 0.98598x^3 - 1.941x^2 + 1.161x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.2006$$

Lampiran 58. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-58

$$1. \quad 0.29925x^3 + 1.0834x^2 + 0.024189x - 6.584, 114.985 < x < 115.4035$$

$$2. \quad 0.29925x^3 + 0.70787x^2 + 0.77358x - 6.406, 115.4035 < x < 116.6147$$

$$3. \quad 0.332x^3 - 0.3795x^2 + 1.1713x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.4748$$

$$4. \quad 0.41594x^3 + 0.47714x^2 + 1.2553x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.3927$$

$$5. \quad 0.41594x^3 - 0.66817x^2 + 1.08x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.8023$$

Lampiran 59. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-59

$$1. \quad 0.1949x^3 + 0.86975x^2 + 0.095323x - 6.584, 114.985 < x < 115.4035$$

$$2. \quad 0.1949x^3 + 0.62514x^2 + 0.72071x - 6.406, 115.4035 < x < 116.6147$$

$$3. \quad 0.0034134x^3 - 0.083079x^2 + 1.3773x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.8283$$

$$4. \quad 0.19018x^3 - 0.070652x^2 + 1.1907x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.3927$$

$$5. \quad 0.19018x^3 - 0.39265x^2 + 0.92922x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.8023$$

Lampiran 60. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-60

$$1. \quad 0.21303x^3 + 0.9413x^2 + 0.068564x - 6.584, 114.985 < x < 115.4035$$

$$2. \quad 0.21303x^3 + 0.67393x^2 + 0.74429x - 6.406, 115.4035 < x < 116.9919$$

$$3. \quad 0.24652x^3 - 0.34123x^2 + 1.2728x - 4.3773, 116.9919 < x < 117.8283$$

$$4. \quad 0.24652x^3 + 0.27731x^2 + 1.2193x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.5433$$

Lampiran 61. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-61

1. $0.18431x^3 + 0.84807x^2 + 0.10254x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.18431x^3 + 0.61675x^2 + 0.71534x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.035568x^3 - 0.052996x^2 + 1.3982x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.8283$
4. $0.25382x^3 - 0.18249x^2 + 1.1124x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.25382x^3 + 0.24727x^2 + 1.149x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 62. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-62

1. $0.51947x^3 - 1.4829x^2 + 1.2704x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.4035$
2. $0.51947x^3 - 0.19865x^2 - 0.11536x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6244$
3. $1.3396x^3 + 1.704x^2 + 1.7225x - 5.8978$, $116.6244 < x < 117.4748$
4. $1.0158x^3 - 1.7139x^2 + 1.7141x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $1.0158x^3 + 0.49767x^2 + 0.83138x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.9071$

Lampiran 63. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-63

1. $0.21408x^3 + 1.0007x^2 - 0.27816x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.4035$
2. $0.21408x^3 + 0.47144x^2 + 0.93501x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.29643x^3 - 0.30647x^2 + 1.1348x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.40759x^3 + 0.45838x^2 + 1.2655x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.40759x^3 - 0.66393x^2 + 1.0768x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 64. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-64

1. $0.25957x^3 - 0.90103x^2 + 1.9025x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
2. $0.25957x^3 + 0.04217x^2 + 0.86223x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
3. $0.57887x^3 + 0.71193x^2 + 1.5108x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.5433$
4. $0.57887x^3 - 1.1436x^2 + 1.0495x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 65. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-65

1. $0.23982x^3 + 1.0062x^2 + 0.04608x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$

2. $0.23982x^3 + 0.70527x^2 + 0.76209x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.9919$
3. $0.48368x^3 - 0.43752x^2 + 1.1874x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.94252x^3 + 0.77611x^2 + 1.4706x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
5. $0.94252x^3 - 1.2457x^2 + 1.1348x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 66. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-66

1. $0.36645x^3 + 1.3134x^2 - 0.060233x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.36645x^3 + 0.85344x^2 + 0.84624x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.9919$
3. $1.6211x^3 - 0.89279x^2 + 0.78374x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$
4. $0.87632x^3 + 1.4558x^2 + 1.0556x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.5433$
5. $0.87632x^3 - 1.3533x^2 + 1.1652x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 67. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-67

1. $0.1053x^3 + 0.26988x^2 + 0.98208x - 6.584$, $114.985 < x < 116.1169$
2. $0.1053x^3 - 0.08763x^2 + 1.1883x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.48597x^3 - 0.36404x^2 + 0.79312x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$
4. $0.043758x^3 + 0.34x^2 + 0.78151x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.043758x^3 + 0.24472x^2 + 1.2059x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 68. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-68

1. $0.62937x^3 - 1.3003x^2 + 0.85888x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.62937x^3 - 0.51037x^2 + 0.10141x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6244$
3. $1.3732x^3 + 1.7948x^2 + 1.6695x - 5.8978$, $116.6244 < x < 117.4748$
4. $0.95401x^3 - 1.7086x^2 + 1.7428x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.95401x^3 + 0.36847x^2 + 0.77014x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 69. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-69

1. $0.34374x^3 + 1.2583x^2 - 0.041163x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.34374x^3 + 0.82686x^2 + 0.83114x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.9919$
3. $1.1415x^3 - 0.81113x^2 + 0.85614x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$

4. $0.35841x^3 + 0.84264x^2 + 0.87136x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.35841x^3 - 0.14426x^2 + 1.5124x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 70. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-70

1. $0.32532x^3 + 1.2136x^2 - 0.025706x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.32532x^3 + 0.80532x^2 + 0.81891x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.9919$
3. $0.75279x^3 - 0.74493x^2 + 0.91483x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.4748$
4. $0.061386x^3 + 0.34566x^2 + 0.72202x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.061386x^3 + 0.47931x^2 + 1.3207x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.9071$

Lampiran 71. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-71

1. $0.2361x^3 - 0.79217x^2 + 0.89359x - 6.7367$, $114.5794 < x < 115.4035$
2. $0.2361x^3 - 0.20847x^2 + 0.06898x - 6.406$, $115.4035 < x < 117.3729$
3. $0.85291x^3 + 1.1865x^2 + 1.9951x - 5.2754$, $117.3729 < x < 118.2006$
4. $0.85291x^3 - 0.93119x^2 + 2.2064x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 72. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-72

1. $0.25545x^3 + 0.99374x^2 + 0.054047x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.25545x^3 + 0.67315x^2 + 0.75139x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.070478x^3 - 0.25508x^2 + 1.2578x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.1575x^3 - 0.073224x^2 + 0.9754x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.1575x^3 + 0.26968x^2 + 1.118x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 73. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-73

1. $0.3761x^3 - 1.355x^2 + 2.2045x - 6.584$, $114.985 < x < 116.1169$
2. $0.3761x^3 - 0.078073x^2 + 0.58255x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.6147$
3. $0.14859x^3 + 0.48364x^2 + 0.78446x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.042508x^3 + 0.10024x^2 + 1.2866x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.042508x^3 - 0.01681x^2 + 1.3632x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 74. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-74

1. $0.075392x^3 + 0.46442x^2 + 0.13426x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.075392x^3 + 0.1969x^2 + 0.91647x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.10403x^3 - 0.0010065x^2 + 1.0879x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.10403x^3 + 0.26002x^2 + 1.3045x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 75. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-75

1. $0.25545x^3 + 0.99374x^2 + 0.054047x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.25545x^3 + 0.67315x^2 + 0.75139x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.070478x^3 - 0.25508x^2 + 1.2578x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.1575x^3 - 0.073224x^2 + 0.9754x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.1575x^3 + 0.26968x^2 + 1.118x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 76. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-76

1. $0.075392x^3 + 0.46442x^2 + 0.13426x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.075392x^3 + 0.1969x^2 + 0.91647x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.10403x^3 - 0.0010065x^2 + 1.0879x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.10403x^3 + 0.26002x^2 + 1.3045x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 77. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-77

1. $0.46185x^3 - 1.5918x^2 + 2.3626x - 6.584$, $114.985 < x < 116.1169$
2. $0.46185x^3 - 0.023716x^2 + 0.53424x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.6147$
3. $0.2586x^3 + 0.66606x^2 + 0.85402x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.8283$
4. $0.2586x^3 - 0.27543x^2 + 1.3281x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$

Lampiran 78. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-78

1. $0.042821x^3 - 0.19499x^2 + 1.3185x - 6.584$, $114.985 < x < 116.1169$
2. $0.042821x^3 - 0.049603x^2 + 1.0417x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.077309x^3 + 0.062803x^2 + 1.0532x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$

$$4. \quad 0.077309x^3 + 0.25678x^2 + 1.3205x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.5433$$

Lampiran 79. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-79

1. $0.51739x^3 - 1.4769x^2 + 1.2669x - 6.7367, 114.5794 < x < 115.4035$
2. $0.51739x^3 - 0.19782x^2 - 0.11327x - 6.406, 115.4035 < x < 116.6244$
3. $1.3245x^3 + 1.6972x^2 + 1.7173x - 5.8978, 116.6244 < x < 117.4748$
4. $0.94101x^3 - 1.6819x^2 + 1.7302x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.94101x^3 + 0.36685x^2 + 0.77582x - 3.2949, 118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 80. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-80

1. $0.0018875x^3 + 0.027048x^2 + 0.90175x - 6.7367, 114.5794 < x < 116.1169$
2. $0.0018875x^3 + 0.035753x^2 + 0.99831x - 5.2795, 116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.086562x^3 + 0.040708x^2 + 1.0652x - 4.3773, 116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.086562x^3 + 0.2579x^2 + 1.315x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 81. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-81

1. $0.35237x^3 - 1.2895x^2 + 2.1607x - 6.584, 114.985 < x < 116.1169$
2. $0.35237x^3 - 0.093118x^2 + 0.59593x - 5.2795, 116.1169 < x < 116.6147$
3. $0.063854x^3 + 0.43315x^2 + 0.7652x - 4.9624, 116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.32297x^3 + 0.26839x^2 + 1.3686x - 4.0245, 117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.32297x^3 - 0.62092x^2 + 1.045x - 2.7919, 118.3927 < x < 118.8023$

Lampiran 82. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-82

1. $0.21303x^3 + 0.9413x^2 + 0.068564x - 6.584, 114.985 < x < 115.4035$
2. $0.21303x^3 + 0.67393x^2 + 0.74429x - 6.406, 115.4035 < x < 116.9919$
3. $0.24652x^3 - 0.34123x^2 + 1.2728x - 4.3773, 116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.24652x^3 + 0.27731x^2 + 1.2193x - 3.4073, 117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 83. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-83

1. $0.16368x^3 + 0.61099x^2 + 0.43408x - 6.584, 114.985 < x < 115.8754$

2. $0.16368x^3 + 0.17382x^2 + 1.1328x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6147$
3. $0.17817x^3 - 0.18919x^2 + 1.1214x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.11497x^3 + 0.27053x^2 + 1.1914x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.3927$
5. $0.11497x^3 - 0.046044x^2 + 1.3974x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 84. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-84

1. $0.0092084x^3 - 0.089497x^2 + 1.2421x - 6.584$, $114.985 < x < 116.1169$
2. $0.0092084x^3 - 0.058233x^2 + 1.0749x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.2775x^3 - 0.03406x^2 + 0.99419x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.87903x^3 + 0.66221x^2 + 1.5196x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$
5. $0.87903x^3 - 1.2234x^2 + 1.1183x - 2.3035$, $118.5433 < x < 118.9071$

Lampiran 85. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-85

1. $0.26365x^3 + 0.95911x^2 + 0.22476x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.6147$
2. $0.26365x^3 + 0.56534x^2 + 0.98369x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.8283$
3. $0.38287x^3 - 0.39454x^2 + 1.191x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
4. $0.38287x^3 + 0.25372x^2 + 1.1115x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 86. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-86

1. $0.041865x^3 + 0.35577x^2 + 0.21586x - 5.9633$, $114.934 < x < 116.1169$
2. $0.041865x^3 + 0.20722x^2 + 0.88177x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.099835x^3 + 0.097323x^2 + 1.1483x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.23598x^3 - 0.15318x^2 + 1.1015x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.23598x^3 + 0.24638x^2 + 1.1541x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 87. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-87

1. $0.1489x^3 + 0.65648x^2 + 0.38187x - 6.584$, $114.985 < x < 115.8754$
2. $0.1489x^3 + 0.25877x^2 + 1.1967x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.9919$
3. $0.2041x^3 - 0.23995x^2 + 1.2177x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.2041x^3 + 0.27217x^2 + 1.2447x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.5433$

Lampiran 88. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-88

1. $0.07851x^3 - 0.307x^2 + 1.3995x - 6.584$, $114.985 < x < 116.1169$
2. $0.07851x^3 - 0.040441x^2 + 1.0063x - 5.2795$, $116.1169 < x < 116.9919$
3. $0.13525x^3 + 0.16565x^2 + 1.1159x - 4.3773$, $116.9919 < x < 117.8283$
4. $0.24847x^3 - 0.1737x^2 + 1.1091x - 3.4073$, $117.8283 < x < 118.3927$
5. $0.24847x^3 + 0.247x^2 + 1.1505x - 2.7919$, $118.3927 < x < 118.9071$

Lampiran 89. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-89

1. $0.43535x^3 - 0.36118x^2 - 0.065872x - 5.8287$, $115.8754 < x < 116.6244$
2. $0.43535x^3 + 0.61696x^2 + 0.12569x - 5.8978$, $116.6244 < x < 117.3729$
3. $1.0337x^3 + 1.5946x^2 + 1.7812x - 5.2754$, $117.3729 < x < 118.2006$
4. $1.0337x^3 - 0.97204x^2 + 2.2965x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.8023$

Lampiran 90. Persamaan garis interpolasi yang terbentuk pada rute ke-90

1. $0.2513x^3 + 0.98525x^2 + 0.056875x - 6.584$, $114.985 < x < 115.4035$
2. $0.2513x^3 + 0.66986x^2 + 0.74928x - 6.406$, $115.4035 < x < 116.6147$
3. $0.045711x^3 - 0.24329x^2 + 1.266x - 4.9624$, $116.6147 < x < 117.4748$
4. $0.27964x^3 - 0.12535x^2 + 0.94889x - 4.0245$, $117.4748 < x < 118.2006$
5. $0.27964x^3 + 0.48351x^2 + 1.2088x - 3.2949$, $118.2006 < x < 118.9071$

BIODATA PENULIS



Penulis, Achmad Saiful, lahir di Surabaya 23 Maret 1994. Penulis merupakan anak ketujuh dari 9 bersaudara dari pasangan suami istri Machmud dan Siti Lailiah. Penulis juga merupakan penikmat musik, gemar berolahraga, bermain video game.

Penulis menempuh pendidikan formal di SD Khadijah 3 (2001-2006), SMP Negeri 26 Surabaya (2006-2009), SMA Negeri 15 Surabaya (2009-2012), S1 Teknik Informatika Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dengan bidang minat Komputasi Cerdas dan Visi (2012-2016). Pada tahun 2016 penulis melanjutkan pendidikan Magister di tempat yang sama yaitu Institut Teknologi Sepuluh Nopember dengan jurusan yang sama. Saat menempuh pendidikan S2 penulis tidak hanya kuliah melainkan juga bekerja dan mengerjakan beberapa proyek.

Pada studi pasca sarjana atau pendidikan S2, penulis mengambil bidang minat Dasar dan Terapan Komputasi (DTK). Penulis dapat dihubungi melalui surel: achmads123@gmail.com